

Transformer 驱动裂纹扩展准则的钢桥疲劳裂纹 路径预测*

郭 黎^{1,2}, 王家宝¹, 李润泽^{1,3}, 姜 斌³

(1. 安徽工程大学电气工程学院 芜湖, 241000)

(2. 湖北民族大学智能科学与工程学院 恩施, 445000)

(3. 南京航空航天大学自动化学院 南京, 210016)

摘要 针对大跨径钢桥焊接细节中疲劳裂纹呈三维非平面扩展、前缘形态持续变化且驱动力沿空间分布显著不均, 导致传统三维有限元分析需反复重构网格、计算代价高而难以满足多步迭代预测需求, 纯数据驱动模型又易产生非物理偏差的问题, 基于 Transformer 网络与最大周向应力 (maximum tangential stress criterion, 简称 MTS) 准则, 提出一种协同驱动的三维裂纹路径预测方法。首先, 通过有限元分析软件 ABAQUS 与仿真软件 FRANC3D 联合仿真构建涵盖多种裂纹前缘形态的三维扩展数据集; 其次, 利用 Transformer 模型建立裂纹前缘几何特征与应力强度因子分布之间的端到端映射关系, 实现驱动力场的快速准确预测; 最后, 结合 MTS 与中值扩展法逐步更新裂纹前缘位置, 完成三维空间路径预测。结果表明, 该方法在多步扩展预测中保持良好的空间精度与演化稳定性, 能够有效捕捉前缘形态的持续变化, 可为钢桥疲劳裂纹三维扩展分析提供高效可靠的计算支撑。

关键词 三维裂纹扩展; 空间路径预测; Transformer 模型; 应力强度因子; 最大周向应力准则

中图分类号 TH114; TP183

0 引言

大跨径钢桥作为现代交通基础设施的关键组成部分, 在长期循环荷载与环境耦合作用下, 其结构疲劳性能与服役安全面临严峻挑战。钢桥面板与 U 肋焊接接头等应力集中区域因制造缺陷、焊接残余应力及几何不连续等因素, 极易成为疲劳裂纹萌生与扩展的高风险部位^[1-4]。裂纹一旦进入稳定扩展阶段, 将导致局部刚度与承载力持续退化, 甚至引发结构内力重分布, 威胁整体安全。由于焊接细节的几何构型复杂、应力状态呈典型的三维分布, 该类裂纹在扩展过程中呈现明显的三维非平面特征, 其前缘形态随扩展进程不断演化, 对预测方法的空间描述能力提出了更高要求。因此, 实现疲劳裂纹扩展路径的精准预测, 是钢桥服役性能评估与寿命管理的核心课题。

传统的裂纹扩展预测主要依赖基于线性弹性断裂力学的有限元数值模拟, 通过网格重构与裂纹前缘逐步推进实现路径演化。该方法计算成本高、对网格质量敏感且工程适用性有限。为突破网格依赖

与效率瓶颈, 学者们发展了多种网格解耦与机理驱动数值方法。例如, 扩展有限元法通过位移场富集函数实现裂纹与网格解耦, 显著提升模拟效率^[5]。FRANC3D 软件采用边界元-有限元耦合算法, 实现了对应力强度因子的高精度提取, 成为工业界复杂裂纹模拟的重要工具^[6]。同时, MTS 迄今仍是判定复合型裂纹扩展方向的主要依据^[7]。

近年来, 随着人工智能技术的快速发展, 数据驱动方法凭借强大的非线性拟合与特征学习能力, 在裂纹状态识别、演化建模与寿命预测中展现出显著优势^[8-10], 为裂纹扩展预测提供了新的途径。文献[9]引入自编码器与注意力机制增强特征学习, 结合长短期记忆网络对钢桁架疲劳寿命进行预测。Keprate 等^[11]采用高斯过程回归构建了应力强度因子的快速响应面。Launay 等^[12]利用变分自编码器实现了裂纹几何序列的降维表征。文献[13-16]分别基于人工神经网络、支持向量回归等模型实现了裂纹路径与寿命的预测。文献[17-18]分别针对解理裂纹和混凝土裂缝, 提出了基于物理约束的传播准则与图像序列预测方法。Zhang 等^[19]结合机器学习

* 国家自然科学基金资助项目(62263010, 61663008); 安徽工程大学校科研启动基金资助项目(2022YQQ052)

收稿日期: 2026-03-17; 修回日期: 2026-04-25

替代模型与断裂力学理论,实现了裂纹扩展路径与剩余寿命的协同预测。虽然数据驱动方法在计算效率上优势明显,但其大多依赖于“黑箱”建模,缺乏对裂纹扩展物理机理的显式约束,在多步迭代预测中易出现误差累积与非物理扩展行为,难以保障工程可靠性。因此,如何融合数据驱动的高效学习能力与物理模型的机理约束,构建兼具效率与物理一致性的预测框架,成为当前裂纹扩展研究的重要方向。

为实现钢桥三维疲劳裂纹扩展路径的高效精准预测,笔者提出一种基于Transformer^[20]与裂纹扩展物理准则协同的钢桥疲劳裂纹路径预测方法。相较于现有研究,本研究工作的创新性主要体现为:①构建了面向钢桥焊接细节三维裂纹扩展分析的结构化数据集,实现裂纹前缘空间几何特征与应力强度因子分布的统一表达;②引入Transformer模型建立裂

纹扩展历史几何序列与应力强度因子分布之间的全局映射关系,提升复杂时空耦合特征的建模能力;③提出数据驱动模型与断裂力学准则协同的灰盒预测框架,实现三维裂纹路径的多步稳定迭代预测。

1 疲劳裂纹扩展预测框架

笔者构建的三维疲劳裂纹扩展预测框架如图1所示,整体由数据集构建、模型训练和裂纹路径预测3部分组成。首先,通过ABAQUS和FRANC3D联合仿真获取数据集;其次,基于数值仿真数据建立裂纹前缘几何特征与应力强度因子之间的映射关系;最后,在模型训练完成后,通过应力强度因子预测与断裂力学准则控制的几何更新交替迭代,实现裂纹前缘在三维空间中的逐步扩展。

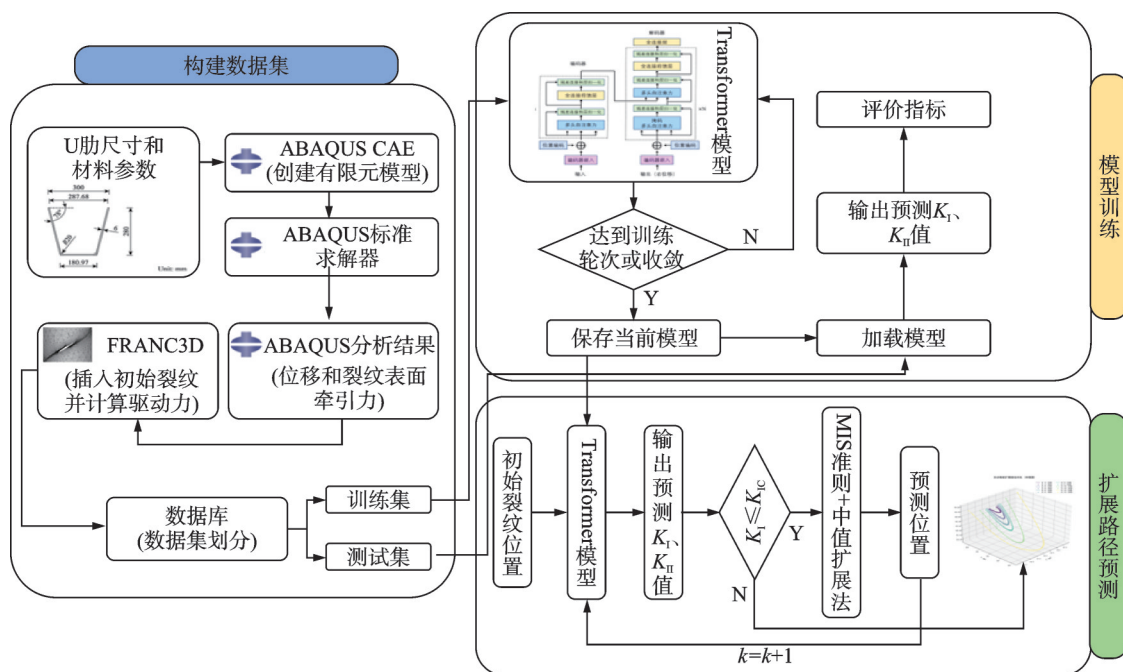


图1 疲劳裂纹扩展预测框架

Fig.1 Fatigue crack growth prediction framework

在模型训练阶段,首先,对联合仿真获得的裂纹扩展数据进行整理与重采样处理。由于不同扩展步下裂纹前缘节点数量与分布并不一致,因此须通过弧长参数化方法对前缘进行等距离散,构建统一的节点序列。在此基础上提取各节点的三维坐标及相关几何特征,并与对应扩展步的应力强度因子数据配对,形成结构化样本数据集。随后,将样本划分为训练集与测试集,利用Transformer模型对裂纹前缘几何特征与I型、II型应力强度因子之间的关系进行学习。通过迭代训练与误差监控,得到性能稳定且

泛化能力良好的模型参数,并保存最优权重,用于后续路径预测。

在裂纹路径预测阶段,以给定的初始裂纹几何形态为起点,对当前扩展步的裂纹前缘进行重采样与特征构建,将得到的节点几何信息输入已训练完成的Transformer模型,预测该扩展步下各前缘节点的应力强度因子 K_I 与 K_{II} 。这里得到的是沿整个裂纹前缘分布的应力强度因子值,而不是单一裂纹尖端参数,为后续空间扩展方向的计算提供了依据。

在获得应力强度因子分布后,引入MTS计算各节点处的扩展方向角,并据此确定节点的局部扩展方向。考虑到不同位置处驱动力大小存在差异,采用中值扩展法确定单步扩展增量,以驱动力处于中位水平的节点作为基准,其余节点按比例进行缩放,从而保持裂纹前缘在空间扩展过程中的协调性与稳定性。根据计算得到的方向与增量,对所有前缘节点的三维坐标进行更新,形成新的裂纹几何形态。

更新后的裂纹前缘再次作为输入进入模型,重复“应力强度因子预测—方向计算—几何更新”的迭代过程,直至满足终止条件。通过上述逐步迭代,实现裂纹路径在三维空间中的连续预测。

1.1 基于Transformer的应力强度因子预测模型

裂纹扩展过程中,应力强度因子沿裂纹前缘的分布特征是决定裂纹扩展行为和疲劳寿命演化的关键力学参数。对于大跨径钢桥等复杂钢结构,裂纹前缘通常呈现明显的三维非平面特征,其几何形态和局部应力状态随扩展步不断演化,具有显著的时序相关性和空间非均匀性。在此背景下,仅依赖单一扩展步或短期历史信息进行应力强度因子预测,

难以准确反映裂纹扩展的真实演化规律。针对上述问题,笔者引入Transformer模型,构建了一种基于裂纹扩展历史信息的应力强度因子预测方法。该模型通过自注意力机制对多个扩展步之间的关联关系进行全局建模,从而充分利用裂纹扩展过程中的历史信息,实现裂纹前缘应力强度因子的高精度预测。图2为Transformer预测模型结构示意图。需要说明的是:图1展示的是所提出方法的整体预测流程,重点描述数据流与裂纹路径迭代过程;图2则进一步展开图1中“基于Transformer的应力强度因子预测模型”模块的内部结构。二者分别对应系统流程层与模型结构层,因此表达内容各有侧重。

图2中输入信息为裂纹扩展历史信息,采用滑动时间窗方式选取连续 L 个裂纹扩展步作为输入序列。每个扩展步中,裂纹前缘通过重采样方法离散为 N_p 个特征点,每个特征点对应一组几何与力学相关特征,包括裂纹前缘三维坐标、相对位置参数、曲率、弧长及局部方向向量等。模型整体输入张量可表示为

$$X \in R^{L \times N_p \times d} \quad (1)$$

其中: d 为单个裂纹前缘点的原始特征维度。

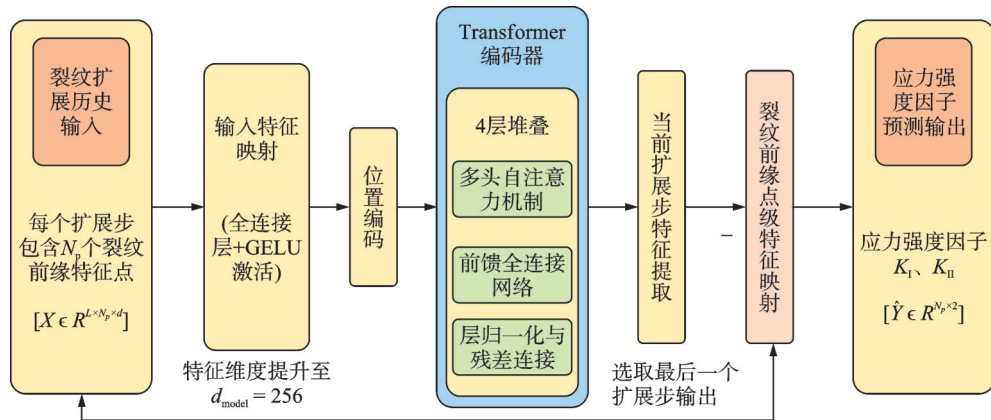


图2 Transformer预测模型结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of Transformer prediction model structure

该输入形式既描述单个扩展步裂纹前缘的空间分布特征,又保留了裂纹扩展过程中的时间演化信息。

由于原始输入特征维度较低,且不同物理量之间量纲差异较大,模型首先通过输入特征映射模块对原始特征进行统一处理。如图2所示,该模块由全连接层与GELU激活函数构成,用于将原始特征映射至高维特征空间,其映射过程可表示为

$$h_{t,i}^{(0)} = \Phi(W_2 \Phi(W_1 x_{t,i} + b_1) + b_2) \quad (2)$$

其中: $x_{t,i}$ 为第 t 个扩展步中第 i 个裂纹前缘点的输入特征; $\Phi(\cdot)$ 为GELU激活函数。

经过特征映射后,特征维度被统一提升至 $d_{\text{model}} = 256$,为后续Transformer编码器提供稳定且表达能力较强的输入表示。考虑到Transformer模型本身不具备对序列顺序的内在感知能力,笔者在特征映射后引入位置编码模块,用以刻画裂纹扩展步之间的时序关系。位置编码与输入特征相加后共同作为Transformer编码器的输入,其表达形式为

$$h_{t,i} = h_{t,i}^{(0)} + \text{PE}(t) \quad (3)$$

其中:位置编码 $\text{PE}(t)$ 采用正弦和余弦函数构造,使模型在注意力计算过程中能够区分不同扩展步的先

后顺序。

图2中部为Transformer编码器模块,该模块由4层编码器堆叠而成,每层均包含多头自注意力机制、前馈全连接网络以及层归一化与残差连接结构。自注意力机制通过计算不同扩展步特征之间的相关性,实现对裂纹扩展历史信息的全局建模,其基本形式为

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right) \quad (4)$$

其中: $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 和 $\mathbf{V}$ 分别为查询、键和值矩阵。

通过多头自注意力机制,模型能够从多个特征子空间同时刻画裂纹扩展历史对当前应力状态的影响,提升对复杂时序模式的表达能力。

在完成Transformer编码后,模型仅选取最后一个扩展步对应的特征作为当前裂纹状态的综合表示,即当前扩展步特征提取模块。该设计符合裂纹扩展的物理认知,即当前应力强度因子主要受裂纹最新几何形态及其演化历史的共同影响。

模型引入裂纹前缘特征映射模块,对当前扩展步中各裂纹前缘点的高维特征进行逐点映射,并经线性输出层得到对应的应力强度因子预测结果。模型最终输出为

$$\hat{\mathbf{Y}} \in \mathbb{R}^{N_p \times 2} \quad (5)$$

其中:输出的两列分别对应裂纹前缘各点的I型应力强度因子 K_I 和II型应力强度因子 K_{II} 。

在模型训练过程中,采用均方误差作为损失函数,对裂纹前缘所有特征点的应力强度因子预测误差进行统一约束,其表达式为

$$\text{Loss} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \left[\left(\hat{K}_{I,i} - K_{I,i} \right)^2 + \left(\hat{K}_{II,i} - K_{II,i} \right)^2 \right] \quad (6)$$

通过上述建模方式,Transformer模型能够在充分利用裂纹扩展历史信息的基础上,实现裂纹前缘应力强度因子的高效预测,为后续裂纹扩展行为分析及疲劳寿命预测提供可靠的力学参数依据。

1.2 疲劳裂纹扩展的计算

Paris定律在恒幅疲劳裂纹扩展过程中被广泛应用,裂纹增长速率 da/dN 与线性弹性断裂力学中的应力强度因子(stress intensity factor,简称SIF)范围 ΔK 和应力比 R 直接相关。为建立能够准确描述三维裂纹扩展过程非线性关系的数据驱动模型,本节阐述三维裂纹扩展路径的计算过程。

为了描述裂纹在结构中的空间位置及其扩展过

程,笔者在结构模型中建立全局坐标系 $O-xyz$ 。其中: x 方向为桥梁纵向; y 方向为桥面横向; z 方向为钢桥面板厚度方向。裂纹前缘在数值计算中被离散为若干节点,每个节点均具有确定的空间位置坐标。第 i 个裂纹前缘节点的位置可表示为 $P_i(x, y, z)$ 。随着裂纹扩展,各节点的全局坐标不断更新,这些坐标点的轨迹即为裂纹在三维空间中的扩展路径。

由于裂纹前缘在空间中呈曲线分布,其局部几何特征沿前缘不断变化。为刻画裂纹前缘的局部方向特性,并为裂纹扩展方向的确定提供参考,在每个前缘节点处建立裂纹前缘局部坐标系,如图3所示。该局部坐标系由3个相互正交的单位向量构成:切向向量 $\mathbf{z}$ 表示裂纹前缘曲线的切线方向;法向向量 $\mathbf{x}$ 位于裂纹面内并指向潜在扩展方向;副法向向量 $\mathbf{y}$ 由 $\mathbf{y} = \mathbf{z} \times \mathbf{x}$ 确定,用于描述裂纹面外方向。由 $\mathbf{x}$ 与 $\mathbf{y}$ 张成的平面即为裂纹尖端局部扩展平面。其中: $\mathbf{z}$ 、 $\mathbf{x}$ 以及 $\mathbf{y}$ 分别对应数据集集中的 e_1 、 e_2 及 e_3 分量。

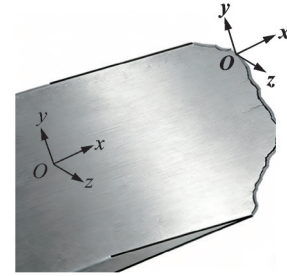


图3 裂纹前缘局部坐标系

Fig.3 Local coordinate of the crack front

在裂纹尖端附近,为描述应力场分布特征,还须在该局部扩展平面内引入极坐标系 (r, θ) 。裂纹尖端附近直角坐标和极坐标分量如图4所示。其中: r 为距裂纹尖端的距离; θ 为相对于当前裂纹面的偏转角度,当 $\theta = 0$ 时对应 $\mathbf{x}$ 方向。在线弹性断裂力学框架下,裂纹尖端邻域的周向应力可表示为

$$\sigma_\theta = \frac{1}{\sqrt{2\pi r}} \cos \frac{\theta}{2} \left(K_I \cos^2 \frac{\theta}{2} - K_{II} \sin \theta \right) \quad (7)$$

裂纹扩展方向通常采用最大周向应力准则确定,即裂纹沿周向应力 σ_θ 最大的方向扩展。

$$\frac{\partial \sigma_\theta}{\partial \theta} = 0 \quad (8)$$

$$\frac{\partial^2 \sigma_\theta}{\partial \theta^2} < 0 \quad (9)$$

当满足式(8)和(9)时,可得到裂纹扩展角 θ_0 ,其表达式为

$$\theta_0 = \cos^{-1} \left(\frac{3K_{II}^2 + \sqrt{K_I^4 + 8K_I^2 K_{II}^2}}{K_I^2 + 9K_{II}^2} \right) \quad (10)$$

由式(9)得到的 θ_0 即为图5所示的裂纹扩展角,其几何意义为在 x - y 平面内相对于当前裂纹面的偏转角。

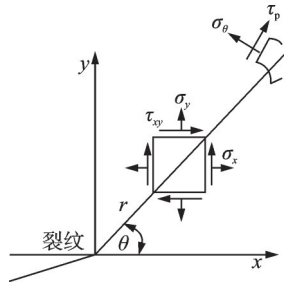


图4 裂纹尖端附近直角坐标和极坐标分量

Fig.4 Rectangular and polar coordinate components near the crack tip

由于裂纹前缘各节点所受驱动力不同,单步扩展增量亦存在差异。为保证裂纹前缘在扩展过程中的几何连续性,笔者采用中值扩展方法计算疲劳裂纹扩展增量,该方法在裂纹扩展计算中具有较高的准确性。中值扩展方法原理如图6所示。指定位于SIF中位数节点的增長增量,其他节点的扩展距离通过缩放获得。具体公式为

$$\Delta a_i = \Delta a_m \left(\frac{f(\Delta K_i, R, K_{\max}, \Delta K_{th}, \dots)}{f(\Delta K_m, R, K_{\max}, \Delta K_{th}, \dots)} \right) \quad (11)$$

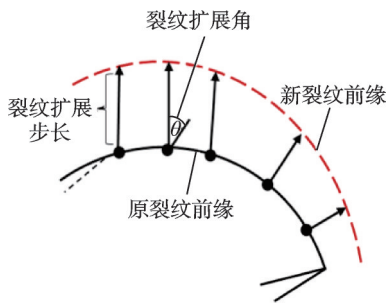


图5 裂纹扩展角示意图

Fig.5 Schematic diagram of crack propagation angle

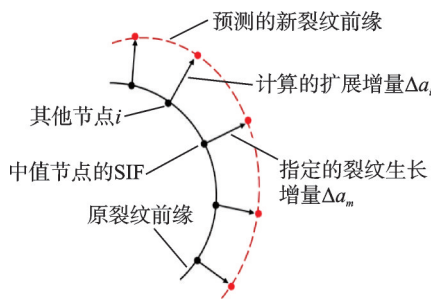


图6 中值扩展方法原理

Fig.6 Median extension method

获得各节点的扩展角 $\theta_{0,i}$ 与扩展步长 Δa_i 后,须将局部扩展信息转换至全局坐标系。首先,在局部坐标系中构造扩展方向向量

$$\mathbf{d}_i^{\text{local}} = \cos \theta_{0,i} \mathbf{x}_i + \sin \theta_{0,i} \mathbf{y}_i \quad (12)$$

然后,通过由局部基向量 $(\mathbf{z}_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ 构成的旋转矩阵 $\mathbf{R}_i$ 将其转换至全局坐标系,即

$$\mathbf{d}_i^{\text{global}} = \mathbf{R}_i \cdot \mathbf{d}_i^{\text{local}} \quad (13)$$

裂纹前缘节点在全局坐标系中的更新位置为

$$\mathbf{P}'_i = \mathbf{P}_i + \Delta a_i \mathbf{d}_i^{\text{global}} \quad (14)$$

每个节点在空间中产生位移分量 $(\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i)$ 。通过不断迭代上述过程,逐步获得裂纹前缘在结构中的三维空间演化路径。

2 三维数据集建立

参考某大跨径悬索桥,在有限元分析软件ABAQUS中建立正交异性钢桥面板模型^[21],顶板厚度为16 mm,U肋上、下口宽分别为300和180.97 mm,U肋厚度为6 mm,U肋横间距为600 mm,横隔板厚为10 mm,纵向间距为3 m。有限元模型材料为Q345D型钢材,钢材属性如表1所示。

表1 钢材属性

Tab.1 Steel material properties

弹性模量/GPa	泊松比	密度/(kg·m ⁻³)
210	0.3	7 850

节段模型的边界条件为:约束横隔板底部全部平动和转动自由度,约束顶板四周、U肋两端以及横隔板两侧的平动自由度。依据《公路钢结构桥梁设计规范》^[21],采用疲劳计算模型Ⅲ对正交异性钢桥面板进行验算,选用单侧双轮加载模式,单个车轮加载面积为600 mm×200 mm(横向×纵向),有限元中用荷载集度0.5 MPa表征轮载作用。

钢桥面板有限元模型及含有裂纹的钢桥面板子模型如图7所示。考虑到钢桥面板模型的复杂性以及算力局限性,实验中选取最容易发生疲劳断裂的关键部位进行分析。本研究中裂纹设置于钢桥面板顶板与U肋焊缝连接处,考虑该区域常因焊接残余应力及几何过渡引发应力集中,是工程中最易发生疲劳裂纹的位置之一,具有显著的工程代表性。从钢桥面板中分割出最容易发生疲劳断裂的关键部位的子模型,将有限元模型导入FRANC3D中分割子模型并设置初始裂纹,这样可以降低算力损耗并提升计算效率。

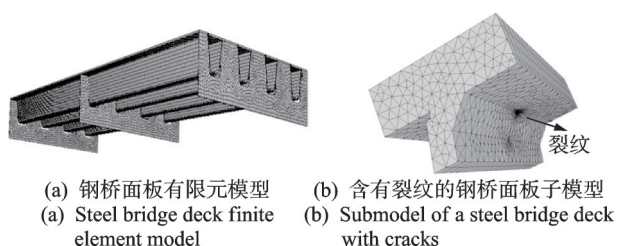


图7 钢桥面板有限元模型及含有裂纹的钢桥面板子模型
Fig.7 Finite element model of the steel bridge deck and submodel of the steel bridge deck with cracks

通过软件ABAQUS和FRANC3D联合仿真获取裂纹扩展数据。在FRANC3D中插入的初始裂纹为半椭圆形,长轴($2c$)为2 mm,半短轴(a)为0.5 mm。裂纹扩展速率模型采用经典的Paris定律,钢材的Paris公式参数取值可参考国际焊接学会(IIW)的建议^[22]。裂纹扩展速率Paris模型参数如表2所示。

表2 裂纹扩展速率Paris模型参数

Tab.2 Crack propagation rate paris model parameters

C	m	$K_{th}/(\text{MPa} \cdot \text{m}^{1/2})$	$K_C/(\text{MPa} \cdot \text{m}^{1/2})$
5.21×10^{-13}	3	63	1 000

为构建裂纹扩展序列数据集,笔者共设置12组裂纹扩展工况,由3种初始裂纹偏移量(0、5和10 mm)与4种应力比(0、0.1、0.2和0.3)组合形成。不同工况下裂纹扩展步数存在差异,总扩展步数为3 373步,各工况扩展步数约为270~300步不等。该差异主要源于不同应力比及初始裂纹位置对裂纹扩展速率的影响,符合疲劳裂纹扩展的客观规律。由于FRANC3D自适应网格重划分原始数据呈现非结构化特征,难以直接作为固定维度神经网络模型的输入,因此笔者采用基于弧长参数化的重采样方法对裂纹前缘进行等距离散,并通过样条插值实现物理量的统一映射,经重采样后点数固定为50。同时,笔者采用固定长度时间窗口方式构造训练样本,将不同长度的裂纹扩展序列转化为统一输入形式,得到共获得约3 300组序列样本,对应裂纹前缘节点数据约为 1.68×10^5 量级。每个节点包含全局坐标系下的三维坐标(x, y, z)、应力强度因子(K_I, K_{II})以及切线方向向量(e_1)、法线方向向量(e_2)和副法线方向向量(e_3)等多维裂纹前缘特征。此外,考虑到输入特征中不同物理量之间存在显著的量纲与数量级差异,该差异极易导致神经网络在训练过程中梯度更新不平衡,陷入局部最优或收敛缓慢。为消除各特征间量纲差异并提升模型的性能与稳定性,对原始数据集进行Min-Max归一化处理,将特征值缩放到

[0,1]范围内建立数据集。

3 实验结果与分析

裂纹扩展过程中,应力强度因子的分布不仅与当前裂纹前缘几何形态有关,还与前期扩展路径密切相关,呈现出明显的历史依赖特征。Transformer模型通过自注意力机制,能够在不同扩展步之间建立全局关联,因而更适合用于描述裂纹扩展过程中具有时序耦合特征的力学响应。

3.1 模型对比与训练性能分析

为验证所提方法的有效性,笔者对比了多层感知机(multilayer perceptron,简称MLP)^[13]、卷积神经网络(convolutional neural network,简称CNN)、门控循环单元(gated recurrent unit,简称GRU)及Transformer模型在裂纹扩展数据集上的表现。各模型训练集和测试集损失曲线对比如图8所示。结果表明:MLP与CNN模型虽在训练初期收敛较快,但测试集损失波动显著,泛化能力有限;GRU与Transformer模型则表现出更好的训练稳定性与泛化性能。其中,Transformer在测试集上收敛最为平稳,损失值最低。这说明Transformer能更有效地捕捉裂纹扩展中的时空依赖关系,并抑制过拟合。

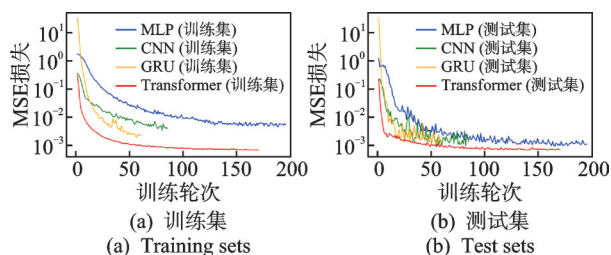


图8 各模型训练集和测试集损失曲线对比

Fig.8 Loss curves of different models on training and test sets

3.2 应力强度因子预测精度评估

表3、4为不同模型的 K_I, K_{II} 预测评价指标对比。从表3可以看出,Transformer模型在决定系数 R^2 、均方根误差(root mean square error,简称RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error,简称MAE)及平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error,简称MAPE)等指标上均取得最优表现,其中,决定系数 R^2 达到0.992 0, RMSE为0.014 9,说明其对裂纹扩展主导驱动力参数具有较高的预测精度。在 K_{II} 预测任务中,各模型的整体精度低于 K_I 。这与工程实

际情况相符:钢桥疲劳裂纹扩展以 I 型张开模式为主导,II 型剪切分量在多数阶段处于次要地位,其数值较小且空间分布更为敏感,因此建模难度更高。尽管如此,Transformer 仍取得相对较优的预测结果,表明其在弱剪切分量建模方面具有一定稳定性。由于裂纹扩展以 I 型为主, K_I 的预测精度对路径结果的影响更为直接,因此其优势为后续裂纹路径预测提供了重要基础。

从三维裂纹扩展机理来看, K_I 与 K_{II} 在空间演化中的作用不同。 K_I 表征裂纹尖端的法向张开驱动力,主要决定裂纹前缘各点的扩展速率分布,从而影响裂纹在三维空间中的整体推进幅值和扩展尺度。若 K_I 存在系统误差,将直接导致路径在空间位置上的整体偏移。 K_{II} 则反映平面内剪切作用,在 MTS 准则中与 K_I 共同决定扩展角度,因此主要影响裂纹前缘的方向控制能力,表现为路径的局部偏转与空间非对称特征。多步迭代条件下,方向误差可能累积为明显的空间转折差异。

因此,在三维裂纹预测框架中, K_I 的预测性能主要关系到扩展幅值的准确性, K_{II} 的预测性能则关系到扩展方向的稳定性。二者共同作用,决定了裂纹路径在三维空间中的形态一致性与演化精度。

表 3 不同模型的 K_I 预测评价指标对比

Tab.3 Comparison of K_I prediction evaluation metrics for different machine learning models				
模型	R^2	RMSE	MAE	MAPE/%
MLP	0.964 4	0.031 5	0.022 6	7.459 3
CNN	0.981 1	0.022 9	0.020 3	7.099 5
GRU	0.952 3	0.036 5	0.032 6	13.183 2
Transformer	0.992 0	0.014 9	0.009 1	3.824 7

表 4 不同模型的 K_{II} 预测评价指标对比

Tab.4 Comparison of K_{II} prediction evaluation metrics for different machine learning models				
模型	R^2	RMSE	MAE	MAPE/%
MLP	0.481 6	0.037 4	0.022 1	5.764 1
CNN	0.593 2	0.038 6	0.023 7	6.388 5
GRU	0.457 1	0.047 1	0.034 1	9.572 0
Transformer	0.672 3	0.033 2	0.011 3	4.013 7

3.3 预测结果可视化与误差分析

图 9 为 4 种模型 K_I 预测散点图。可以看出,数据点高度聚集在对角线两侧,形成一条狭窄的分布带,这直观证实了模型在整个 K_I 值域内具备高精度预测能力。进一步分析误差的空间分布规律可知:

在中低 K_I 值区间内,预测点密度最高且偏离度最小,表明模型在此常规工况下的预测极为可靠;在较高 K_I 值区间,数据点呈现略微分散的趋势,但依然围绕对角线对称分布,未出现明显的系统性高估或低估偏差。这一现象可能源于该阶段裂纹前缘应力场高度复杂、训练样本相对稀疏,但模型仍表现出良好的稳定性和鲁棒性。

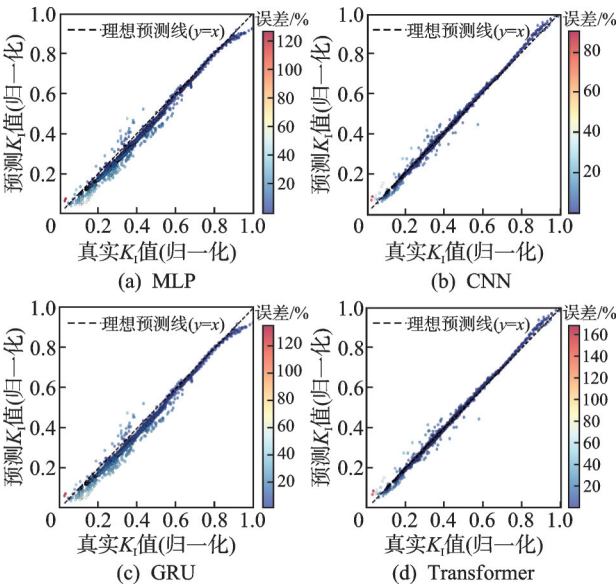


图 9 4 种模型 K_I 预测散点图

Fig.9 Scatter plots of K_I predictions by 4 models

图 10 为 4 种模型 K_I 预测结果与仿真值的对比。从整体趋势看,各模型均能大致复现 K_I 的空间分布形态,但在局部拟合精度与波动控制方面存在显著差异。MLP 模型在前缘中部区域出现明显波动,表明其对几何非线性特征的建模能力有限。CNN 模型整体平滑性较好,但在曲率变化较大的前缘端点附近预测偏差较大。GRU 模型在扩展步较多时表

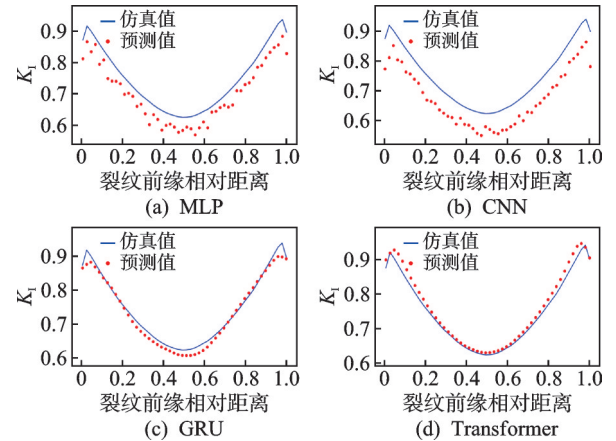


图 10 4 种模型 K_I 预测结果与仿真值的对比

Fig.10 Comparative analysis of K_I prediction results from 4 models versus simulation values

现出一定的滞后效应,说明其在长时序建模中存在信息衰减问题。相比之下,Transformer模型的预测曲线与仿真值高度重合,且在全域范围内误差分布均匀,未出现系统性偏离。这一优势得益于其多头自注意力机制对前缘点间空间依赖关系的有效建模,以及对裂纹扩展历史信息的充分利用。结合表3中Transformer在 $R^2(0.992\ 0)$ 、RMSE(0.014 9)和MAPE(3.82%)等指标上的最优表现,说明其在 K_I 预测任务中具备高精度与强泛化能力,为后续裂纹扩展路径的稳定预测提供了可靠输入。

3.4 三维裂纹扩展路径预测验证

在获得应力强度因子预测结果后,将其代入MTS准则与中值扩展法,对裂纹前缘进行逐步迭代更新,从而实现三维裂纹扩展路径的重构。图11为多步裂纹扩展路径对比结果。从整体空间形态来看,各扩展步下预测路径与数值仿真路径在主扩展方向、空间弯曲趋势及前缘非对称演化特征方面保持一致。随着扩展步数增加,裂纹前缘逐渐表现出明显的三维非平面扩展特征,预测结果能够稳定再现这种空间翘曲变化。在后期扩展阶段,裂纹前缘受局部应力场分布影响呈现轻微扭转趋势,预测曲线仍与仿真结果基本重合,说明模型在多步迭代过程中未发生误差放大。

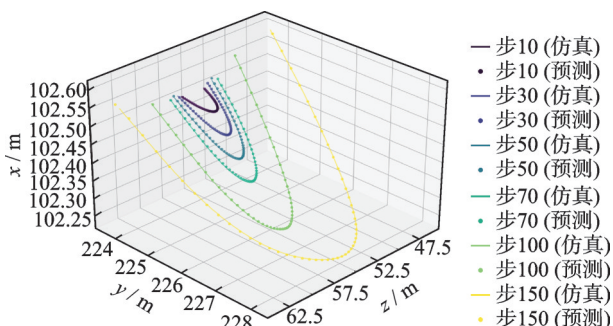


图11 多步裂纹扩展路径对比

Fig.11 Comparison of multi-step crack propagation paths

为进一步观察裂纹前缘在空间中的形态一致性,选取第50步与第100步裂纹前缘三维形态进行对比,如图12所示。可以看出,两种结果在前缘整体位置及曲率变化方面较为接近,预测前缘基本能够跟随仿真前缘的空间演化趋势。尤其是在裂纹前缘两端区域,局部弯曲及空间偏转特征也能够得到较好再现,表明该方法在描述裂纹前缘三维几何形态方面具有较好的准确性。

为了对前缘位置误差进行定量评估,选取裂纹前缘上的3个代表性节点(前缘起点A、前缘中部特征点B以及前缘终点C)进行分析。表5为裂纹前缘

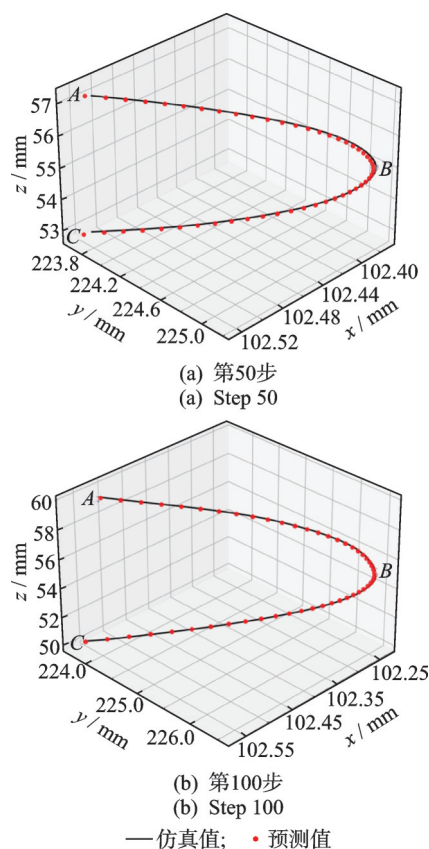


图12 第50步与第100步裂纹前缘三维形态对比

Fig.12 Three-dimensional comparison of crack-front morphology at step 50 and step 100

关键节点三维坐标误差。可以看出,各节点在3个方向上的误差均保持在较小范围内,其中, x 方向误差略大,而 y 和 z 方向误差相对较小。这主要与裂纹扩展的空间特征有关:扩展过程中前缘位移主要沿结构表面方向变化,而厚度方向变化相对有限,因此 z 方向误差较小。

表5 裂纹前缘关键节点三维坐标误差

Tab.5 Three-dimensional coordinate errors of key nodes on the crack front mm

节点	x 方向 误差	y 方向 误差	z 方向 误差	空间距离 误差
第50步(A)	0.028 5	0.002 5	0.000 4	0.028 6
第50步(B)	0.054 9	0.007 7	0.000 2	0.055 4
第50步(C)	0.037 4	0.003 0	0.001 8	0.037 6
第100步(A)	0.016 8	0.002 5	0.000 5	0.017 0
第100步(B)	0.055 0	0.002 1	0.000 1	0.055 0
第100步(C)	0.024 7	0.003 7	0.001 2	0.025 0

从不同节点位置来看,中部节点B的空间误差略高于两端节点A和C。这一现象可能与裂纹前缘中部区域应力分布较为复杂有关,该区域同时受到几何曲率变化和应力集中影响,对应力强度因子预

测精度的要求更高。尽管如此,各节点的空间距离误差仍然保持在较小范围内,说明预测前缘在三维空间位置上与仿真结果具有较好的一致性。

为进一步评估预测过程中误差随扩展步数的变化情况,对部分扩展步前缘所有节点的空间距离误差及扩展角误差进行统计。表 6 为三维裂纹扩展路径预测误差统计结果。

表 6 三维裂纹扩展路径预测误差统计结果
Tab.6 Statistical results of three-dimensional crack path prediction errors

扩展步	平均距离 误差/mm	最大距离 误差/mm	平均角度 误差/(°)
10	0.048 4	0.051 6	0.74
30	0.048 2	0.054 0	0.77
50	0.047 5	0.056 2	0.67
70	0.046 4	0.056 8	0.58
100	0.044 8	0.056 6	0.49
150	0.045 3	0.055 0	0.45

在整个 150 步预测过程中,平均距离误差始终维持在 0.05 mm 以内,最大距离误差不超过 0.06 mm,平均角度误差保持在 1°以内,误差随扩展步数并未呈现累积增长趋势。这说明在多步迭代计算条件下,预测误差能够得到有效控制,裂纹扩展方向保持稳定。

除预测精度外,计算效率也是裂纹扩展预测方法在工程应用中的重要指标。传统三维裂纹扩展分析通常需要在每个扩展步进行有限元网格更新和应力场重新计算,计算成本较高。在本研究方法中,SIF 由训练完成的 Transformer 模型直接预测,仅需一次前向计算即可获得裂纹前缘驱动力分布,随后通过断裂力学准则完成几何更新。因此,裂纹路径预测效率明显提高。

综合空间路径对比与误差统计结果可以看出,所提出方法在三维裂纹扩展预测中能够较好地保持空间几何一致性和方向稳定性。该裂纹路径预测方法并非完全依赖数据驱动模型,而是通过断裂力学准则进行约束。由于扩展方向由 MTS 准则确定,扩展步长依据 Paris 定律及中值扩展方法计算,因此能够有效避免非物理扩展行为。从对比结果来看,预测路径与数值仿真结果在空间位置及演化趋势上均保持一致,多步迭代过程中误差未出现累积增长,验证了该方法的稳定性与准确性。上述结果说明,该方法在保证计算效率的同时,能够维持裂纹扩展演化过程的物理合理性和空间精度,为钢桥三维疲劳裂纹扩展的快速预测提供了可行的技术路径。

4 结束语

针对钢桥焊接细节中疲劳裂纹呈现三维非平面扩展、数值模拟计算成本较高的问题,提出了一种基于 Transformer 模型与断裂力学准则协同的三维裂纹路径预测方法。通过 ABAQUS 与 FRANC3D 联合仿真构建裂纹扩展数据集,建立裂纹前缘几何特征与应力强度因子之间的映射关系,结合 MTS 准则与中值扩展法,完成裂纹前缘的逐步空间更新,形成迭代式路径预测流程。结果表明,提出方法在 K_I 预测中具有较高精度,在 K_{II} 预测中亦保持较好的稳定性。同时,三维路径预测结果与数值仿真在整体扩展趋势及空间形态演化方面基本一致。因此,该方法在扩展方向与步长由断裂力学准则下,提高了计算效率和准确性,为钢桥疲劳裂纹三维扩展分析提供了一种较为高效的实现途径。后续可在更复杂工况及多类型结构细节条件下进一步验证其适用性。

参 考 文 献

[1] 张清华,卜一之,李乔. 正交异性钢桥面板疲劳问题的研究进展[J]. 中国公路学报, 2017, 30(3): 14-30,39.
ZHANG Qinghua, BU Yizhi, LI Qiao. Review on fatigue problems of orthotropic steel bridge deck[J]. China Journal of Highway and Transport, 2017, 30(3): 14-30, 39. (in Chinese)

[2] LU N, WANG H, LIU J, et al. Coupled propagation behavior of multiple fatigue cracks in welded joints of steel-bridge[J]. Journal of Constructional Steel Research, 2024, 215: 108532.

[3] BORA A, PODDER D. Residual stress reduction through thermo-mechanical tensioning for an orthotropic steel bridge deck[J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2024, 33(8): 4012-4028.

[4] 杨仕力,施洲. 我国大跨径钢箱梁桥正交异性板疲劳损伤研究现状[J]. 桥梁建设, 2017, 47(4): 60-65.
YANG Shili, SHI Zhou. Current research of fatigue damage in orthotropic deck plates of long span steel box girder bridges in China[J]. Bridge Construction, 2017, 47(4): 60-65. (in Chinese)

[5] BELYTSCHKO T, BLACK T. Elastic crack growth in finite elements with minimal remeshing[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1999, 45(5): 601-620.

[6] WAWRZYNEK P A, INGRAFFEA A R. Interactive finite element analysis of fracture processes: an integrated approach[J]. Theoretical and Applied Fracture Mechanics, 1987, 8(2): 137-150.

- [7] ERDOGAN F, SIH G C. On the crack extension in plates under plane loading and transverse shear[J]. Journal of Basic Engineering, 1963, 85(4): 519-525.
- [8] ZHANG S, XU J, LAI T, et al. Bond stress estimation of profiled steel-concrete in steel reinforced concrete composite structures using ensemble machine learning approaches[J]. Engineering Structures, 2023, 294: 116725.
- [9] 郭黎,王国栋,龚建业,等.基于FRANC3D和LSTM的桥梁钢桁架裂纹寿命预测[J].振动、测试与诊断, 2024, 44(4): 646-651.
GUO Li, WANG Guodong, GONG Jianye, et al. Crack life prediction of bridge steel truss based on FRANC3D and LSTM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(4): 646-651. (in Chinese)
- [10] 梁天添,刘健,梁贺焱,等.轴承剩余使用寿命预测的IDSA-LSTMNN[J].振动、测试与诊断, 2025, 45(2): 273-280.
LIANG Tiantian, LIU Jian, LIANG Heyan, et al. ID-SA-LSTMNN for prediction of bearing remaining useful life[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(2): 273-280. (in Chinese)
- [11] KEPRATE A, RATNAYAKE R M C, SANKARARAMAN S. Validation of adaptive Gaussian process regression model used for SIF prediction [C] // International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering. [S. l.]: American Society of Mechanical Engineers, 2018, 51234: V004T03A029.
- [12] LAUNAY H, RYCKELYNCK D, LACOURT L, et al. Deep multimodal autoencoder for crack criticality assessment[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2022, 123(6): 1456-1480.
- [13] BAPTISTA R, MOITA P, INFANTE V. Fatigue crack growth on modified CT specimens using artificial neural networks[J]. International Journal of Fatigue, 2023, 167: 107357.
- [14] WANG C, ZHU T, YANG B, et al. Remaining useful life prediction framework for crack propagation with a case study of railway heavy duty coupler condition monitoring[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 230: 108915.
- [15] XIE M, WANG Y, ZHAO J, et al. Prediction of pipeline fatigue crack propagation under rockfall impact based on multilayer perceptron[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 242: 109772.
- [16] GOPE D, GOPE P C, THAKUR A, et al. Application of artificial neural network for predicting crack growth direction in multiple cracks geometry[J]. Applied Soft Computing, 2015, 30: 514-528.
- [17] YANG X, MARIE S, JACQUEMOUD C, et al. Prediction of cleavage crack propagation path in a nuclear pressure vessel steel[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2018, 191: 486-503.
- [18] LEI J, XU C, LÜ C, et al. A data-driven prediction for concrete crack propagation path based on deep learning method [J]. Case Studies in Construction Materials, 2024, 21: e03883.
- [19] ZHANG W, YAN X, SHAO Y, et al. Machine learning-based prediction of crack growth path and remaining life by data-driven surrogate model with adaptive dynamic correction algorithm [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2026, 164: 113325.
- [20] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30.
- [21] 白文畅,袁周致远,吉伯海,等.钢桥面板顶板-U肋焊缝裂纹萌生特征及扩展规律[J].华东交通大学学报, 2024, 41(1): 20-29.
BAI Wenchang, YUAN Zhouzhiyaun, JI Bohai, et al. Study on crack initiation characteristics and propagation laws of U rib-to-deck weld joint of orthotropic steel bridge decks[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(1): 20-29. (in Chinese)
- [22] 刘益铭,张清华,张鹏,等.港珠澳大桥正交异性钢桥面板U肋对接焊缝疲劳寿命研究[J].中国公路学报, 2016, 29(12): 25-33.
LIU Yiming, ZHANG Qinghua, ZHANG Peng, et al. Study on fatigue life of U-rib butt weld in orthotropic steel bridge deck of Hong Kong-Zhuhai-Macao Bridge [J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(12): 25-33. (in Chinese)



第一作者简介:郭黎,女,1978年3月生,博士、教授。主要研究方向为数据驱动故障诊断、预测与健康管理。曾发表《Prior knowledge-augmented broad reinforcement learning framework for fault diagnosis of heterogeneous multiagent systems》(《IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems》2024, Vol.16, No.1)等论文。

E-mail: guolihbmyedu@sina.com

通信作者简介:姜斌,男,1966年10月生,博士、教授。主要研究方向为智能故障诊断与容错控制及其在飞机、卫星和高速列车上的应用。

E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn