

基于FRANC3D和LSTM的桥梁钢桁架裂纹寿命预测*

郭黎^{1,2}, 王国栋¹, 龚建业¹, 李润泽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 为了对裂纹疲劳寿命进行快速准确预测,针对常用的疲劳实验和数值仿真实验中各自存在的实验条件受限、计算步骤繁琐、计算过程耗时较长等问题,以大型桥梁钢桁架中的裂纹为研究对象,提出一种结合裂纹分析软件FRANC3D和长短期记忆(long short term memory,简称LSTM)网络模型的裂纹疲劳寿命预测方法。首先,建立钢桁架的有限元模型,通过裂纹分析软件FRANC3D进行疲劳裂纹扩展分析并建立相关数据集;其次,通过疲劳裂纹的扩展仿真数据关注裂纹的扩展状况,收集裂纹特征信息对裂纹疲劳寿命进行预测。实验结果表明,所提出的方法具有较高的预测准确性,同时极大地提升了训练速度,可为裂纹疲劳寿命预测提供参考。

关键词 疲劳裂纹;寿命预测;长短期记忆网络;FRANC3D;桥梁钢桁架;注意力机制

中图分类号 TP206;TP183;TP202

引言

大跨度桥梁在役期间,一直承受着不同的车辆载荷和各种环境载荷的压力,桥梁结构中的钢桁架起着主要支撑作用。然而,桥梁钢桁架由于疲劳作用易产生裂纹,从而造成桥梁断裂,因此在其到达断裂状态前对钢桁架裂缝的寿命进行预测引起了学者们的普遍关注。但是,该领域的研究面临多方面挑战:①桥梁钢桁架结构复杂,裂纹形态多样,这给裂纹识别和量化带来了较大困难;②裂纹的扩展和演化受多种因素影响,包括材料性能^[1]、荷载条件^[2-3]和环境因素^[3-4]等,在这些因素的相互作用下,使裂纹的扩展规律难以准确描述;③桥梁钢桁架在实际运营中受各种不确定因素的影响,易导致裂纹扩展速率的波动,从而增加寿命预测的难度。

目前,裂纹寿命计算通常采用2种方法:①疲劳实验,疲劳实验借助疲劳试验机可直接获得裂纹扩展过程中的寿命值;②数值模拟,在定义裂纹特征信息(载荷)和公式参数的情况下计算裂纹寿命。然而,在实际情况下疲劳实验受限于实验室环境和条件,且一件样品的实验只能获取一组数据,效率不高。数值仿真摆脱了疲劳实验的局限性,可以任意设置裂纹并重复进行计算,但有限元计算过程繁琐,且裂纹寿命值的计算是分步进行的,即根据当前的

裂纹扩展计算当前的寿命值,不能由给定的裂纹扩展长度直接计算出寿命。

近年来,随着人工智能的发展,其相关技术和应用日益融入和渗透到各个行业和领域中。在寿命预测领域,数据集多采用振动和温度传感器获得,退化过程中裂纹的发展是未知的^[5-7],且大多寿命预测研究的是剩余寿命,而本研究是桥梁钢桁架的疲劳寿命(经历载荷次数)。在裂纹预测方面,郑国君等^[8]使用近场动力学算法获取裂纹扩展过程中的损伤云图并构建裂纹扩展数据集,并构建生成对抗网络(generative adversarial networks,简称GAN)模型来预测裂纹的扩展过程。王欣^[9]以叶轮为研究对象,将裂纹尖端附近的应变场作为裂纹识别的特征量,搭建神经网络模型预测裂纹的位置与长度。马朝阳等^[10]使用改进的灰色神经网络对压力容器的裂纹进行扩展预测。上述对于裂纹的预测研究大多是对裂纹的扩展或长度进行预测,裂纹寿命值的预测采用疲劳实验或数值模拟的方法,利用神经网络预测裂纹寿命的研究较少。

笔者提出一种基于自编码器和自注意力机制相融合的裂纹预测方法,通过疲劳裂纹的扩展仿真数据关注裂纹的扩展状况,收集裂纹特征信息并以此为基础开展对裂纹疲劳寿命的预测研究。借助神经

* 国家自然科学基金资助项目(62263010,61663008);安徽省高校科学研究重大资助项目(2023AH040121);安徽工程大学引进人才科研启动基金资助项目(2022YQQ052)

收稿日期:2024-02-26;修回日期:2024-04-25

网络模型,利用数据集直接预测裂纹寿命,可以节约计算成本,同时简化软件仿真的计算步骤。

1 相关理论及方法

1.1 疲劳裂纹扩展及寿命理论

裂纹分为 I 型(张开型), II 型(滑移型)和 III 型(撕开型)裂纹。其中, I 型(张开型)裂纹是在正应力的作用下,裂纹上下表面受力使裂纹张开,也是工程中最常见、最容易引起断裂破坏发生的裂纹类型。本研究的裂纹类型即为 I 型。对于有限尺寸的构件, I 型裂纹的应力强度因子 K 表示为

$$K = f\sigma\sqrt{\pi a} \quad (1)$$

其中: a 为裂纹尺寸; f 为几何修正系数; σ 为名义应力。

裂纹扩展模型采用 $K_{th} < K < K_c$ 作为判断裂纹扩展的条件,其中, K_{th} , K_c 分别为裂纹扩展门槛值和断裂韧性值。

在线弹性断裂力学范畴内,裂纹扩展速率模型 Paris 模型的计算公式为

$$da/dN = C(\Delta K)^m \quad (2)$$

其中: da/dN 为裂纹扩展速率; N 为疲劳循环次数(即本研究中的疲劳寿命); ΔK 为应力强度因子幅值; C 和 m 为材料常数^[11]。

将式(2)积分,得到裂纹疲劳寿命值 N 为

$$N = \int_{a_0}^{a_n} \frac{da}{C(\Delta K)^m} \quad (3)$$

其中: a_n 为裂纹扩展后的尺寸。

在 FRANC3D 中定义裂纹后,软件会计算裂纹此时的应力强度因子 K 。若 K 满足 $K_{th} < K < K_c$, 则可进行裂纹的下一步扩展,选择合适的载荷与疲劳裂纹扩展速率模型即可进行寿命计算。软件会计算每个扩展步下的 K 值并判断是否仍然满足扩展条件,直至 K 值达到 K_c 时,软件认定模型断裂,裂纹扩展过程结束。

1.2 深度学习理论

1.2.1 长短期记忆网络理论

LSTM^[12] 引入了遗忘门、输入门与输出门 3 个门控单元,选择性地遗忘部分输入,保留重要信息,从而更好地利用较广范围内的上下文信息获得长期记忆。其模型可描述为

$$f_t = \text{sigmoid}(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (4)$$

$$i_t = \text{sigmoid}(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (5)$$

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (6)$$

$$h_t = \text{sigmoid}(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \tanh(C_t) \quad (7)$$

其中: f_t 为遗忘门; i_t 为输入门; C_t 为当前时刻的细胞状态; h_t 为输出门; W_f, U_f, b_f 分别为遗忘门输入对应权值、隐藏向量对应权值以及偏置; W_i, U_i, b_i 分别为输入门输入对应权值、隐藏向量对应权值以及偏置; W_c, U_c, b_c 分别为神经元状态输入对应权值、隐藏向量对应权值以及偏置; W_o, U_o, b_o 分别为输出门输入对应权值、隐藏向量对应权值以及偏置。

1.2.2 自编码器与注意力机制

自编码器包含编码器和解码器 2 个部分。输入数据在编码器的作用下从高维映射到低维,然后解码器进行反操作,使数据从低维扩展到高维。自编码器通过判别解码器得到的数据与原始数据的差别来不断学习,并降低两者的差别^[13]。在网络学习过程中,特征信息过于复杂会造成模型学习效率低下。为了使网络能聚焦于重要信息,笔者在自编码器中引入自注意力机制模块。图 1 为自注意力计算过程。自注意力机制从输入 X 中通过随机线性变换得到查询变量 Q , 键向量 E 和值向量 V , 将 Q 和 E 的转置进行相乘操作后,经过归一化指数函数 Softmax 得到权值,然后与 V 相乘得到含有关键信息的新的输入^[14]。Softmax 使输出的每个元素在 $(0, 1)$ 之间,且所有元素和为 1。引入自注意力机制可以实现原始数据更新,提取重要的特征信息,进一步改善解码器中高维数据的质量,从而有效提升模型的学习速度。

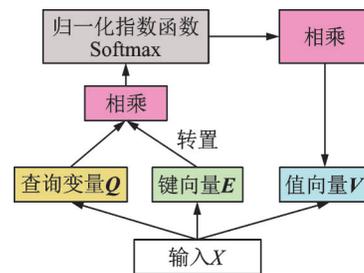


图 1 自注意力计算过程

Fig.1 Self-attention computing process

2 裂纹寿命预测总体框架

作为大跨径桥梁中的重要支撑部件,钢桁架的寿命直接影响着整体桥梁寿命。根据桁架上裂纹信息预测疲劳寿命,可以及时进行维护或更换,具有一定的现实意义。笔者提出的基于 FRANC3D 的裂纹寿命预测总体框架如图 2 所示。

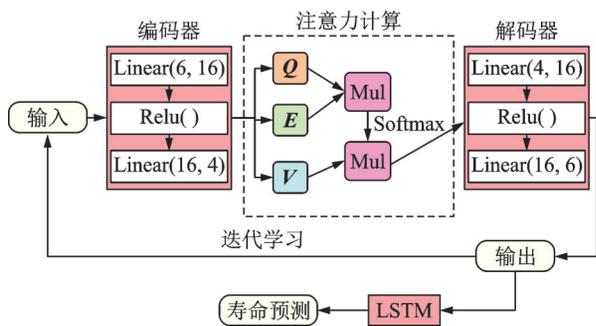


图2 裂纹寿命预测总体框架

Fig.2 The proposed prediction framework

具体步骤如下。

1) 在工程模拟有限元软件ABAQUS中建立桁架有限元模型,编辑材料参数及载荷等信息后提交计算,计算完成后得到odb,inp等文件。其中,inp文件为记录建模指令和数据的文本文件,记录了模型构造过程、材料属性和边界条件等内容。

2) 将该inp文件导入软件FRANC3D中,结合式(1)~(3)建立尺寸为 a_0 的裂纹进行裂纹静态扩展。此过程软件根据模型的形状尺寸计算得到 f ,并调用ABAQUS获得应力 σ ,与 a_0 相乘得到裂纹尖端的应力强度因子 K 。设置载荷应力比 L 后,将裂纹扩展速率Pairs模型参数^[15]及应力比 L 代入,得到裂纹扩展寿命值 $N = \int_{a_0}^{a_n} \frac{da}{(4.5552 \times 10^{-17})(1 - LK)^{4.1987}}$,

其中,应力比 L 实验取值为0.1或0.2。应力比的设置使载荷成为由最小载荷($L \times$ 最大载荷)到最大载荷(实验中为10 N),再到最小载荷的正弦型周期载荷。软件计算裂纹扩展后的 K 值,若仍满足 $3.16 < K < 191.4$,裂纹将进行下一步的扩展。保存裂纹的长度、宽度、位置、应力比、扩展长度和寿命值,构建成 $1\ 831 \times 6$ 的数据集。

3) 数据经过自编码器和注意力机制的重构和学习之后,作为LSTM的输入进行寿命预测。数据首先在编码器中经过线性层变为 $1\ 831 \times 16$,经过修正线性单元Relu函数激活和线性变换之后变为 $1\ 831 \times 4$ 的低维数据 X ;自注意力机制通过线性变换从低维数据 X 中分别获得 $1\ 831 \times 3$ 的 Q, E 和 V ,将 Q 与 E 的转置相乘,经过Softmax得到权值,该权值与 V 相乘得到了含有重要信息的低维数据;此数据经过解码器的线性层转化为 $1\ 831 \times 16$ 的高维数据,经过Relu和线性变换后维度转换为 $1\ 831 \times 6$ 。

4) 将训练好的LSTM模型直接用于新的裂纹寿命预测。

笔者设计的网络依赖于LSTM对序列数据前

后关系的捕捉能力,结合自编码器和注意力机制对裂纹扩展特征进行融合,形成有效的特征信息作为新的输入。自编码器能对原始时序数据进行高低维度的转换融合,同时实现降噪。注意力机制能有效提取重要特征,减少对非关键信息的关注,提升了网络的学习效率。

3 实验结果与分析

3.1 建立钢桁架模型

利用有限元软件ABAQUS绘制桥梁钢桁架的结构模型,钢材料属性如表1所示。在桁架顶部的结点设置垂直向下、大小为10 N的载荷,将桁架底部外侧的4个结点固定。整体模型网格采用T3D2(两结点线性三位桁架)单元划分,共得到59个T3D2单元。

表1 钢材料属性

Tab.1 Steel material properties

弹性模量/GPa	泊松比	密度/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)
208	0.28	7 850

桁架有限元模型及含有裂纹的桁架子模型如图3所示。图3(a)为桁架有限元模型。由于裂纹十分微小,为了更有利于观察局部裂纹扩展状况,考虑到钢桁架模型的复杂性和实际工程中算力的局限性,实验中针对最容易发生疲劳断裂的部件进行分析。含有裂纹的桁架子模型如图3(b)所示。从钢桁架中分割出子模型,将桁架有限元模型导入FRANC3D中分割出子模型并设置裂纹,这样可以降低算力损耗且大幅提升预测效率。

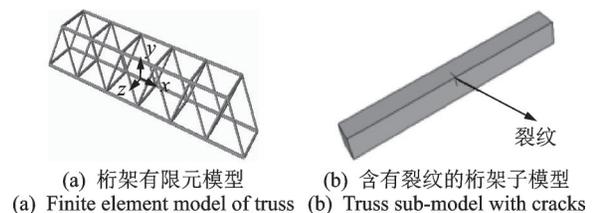


图3 桁架有限元模型及含有裂纹的桁架子模型

Fig.3 Finite element model of truss and truss sub-model with cracks

3.2 构造数据集

笔者构造的数据集是在专业裂纹分析软件FRANC3D上完成的,可以计算任意形状和载荷下的裂纹扩展轨迹和寿命,同时提供裂纹自动扩展功能,但需要提前选择裂纹扩展速率模型(例如Pairs,

Walker, NASGRO等)并设置合适的参数,否则裂纹无法实现自动扩展。本研究选择如式(2)所示的常用的裂纹扩展速率 Pairs 模型,其参数^[15]如表2所示。

表2 裂纹扩展速率 Pairs 模型参数

Tab.2 Pairs formula parameters of crack propagation rate

C	m	$K_{th}/(\text{MPa}\cdot\text{m}^{\frac{1}{2}})$	$K_C/(\text{MPa}\cdot\text{m}^{\frac{1}{2}})$
$4.555 2 \times 10^{-17}$	4.198 7	3.16	191.4

表2中: C, m 为材料常数; K_{th}, K_C 分别为裂纹扩展门槛值和断裂韧性值。当 K 值大于 K_{th} 的设定值时,裂纹才可以扩展,扩展过程中 K 会一直增大^[15],直到其等于 K_C 值时,判定试件断裂。 C, m 通过三点弯曲疲劳实验对 Pairs 公式(式(2))线性拟合所得,同样 K_{th}, K_C 也基于此实验确定。

按此参数设置后,即可在FRANC3D中实现裂纹的自动扩展。在裂纹扩展过程中记录相关信息并构建数据集,记录的信息包括裂纹的长度、宽度、位置(指距试件中心距离的偏移,裂纹在试件中心位置距离为0,实验中有0, 5, 10, 15, 20共5种情况)、应力比、裂纹增长值和疲劳寿命值(即荷载循环次数)。将长度,宽度,位置,应力比和裂纹增长值作为5个学习特征,疲劳寿命值作为学习目标。构造的数据集共记录了1 831条信息,为更好的进行模型训练,数据集进行归一化处理。由于不同特征数据属性与量纲不同而各自进行归一化处理。表3为归一化后的部分数据。

表3 归一化后的部分数据

Tab.3 Part of the normalized data

长度	宽度	位置	应力比	增长值	寿命值
0.423 08	0.40	0	0	0.338 72	0.095 49
0.423 08	0.24	0.25	1	0.626 72	0.233 64
0.615 38	0.60	0	0	0.363 48	0.063 83
0.807 69	0.40	0.75	0	0.196 85	0.202 50
0.807 69	0.80	0	0	0.757 30	0.042 90
0.366 15	0.32	0.50	1	0.590 57	0.381 43

3.3 评价指标

为了显示设计的网络结构在数据集上的表现,引入均方误差和回归系数作为模型效果的衡量指标。均方误差能够反映模型预测的整体误差,其值越低,表明预测值与真实值越接近。回归系数 R^2 是

衡量模型拟合度的一个指标,表示模型解释的数据方差的比例。 R^2 越接近1,说明模型拟合度越好,预测的准确性越高。

3.4 模型训练与参数配置

模型的搭建与训练在Pycharm平台上完成,CPU为Intel i5-8265u,网络设置如下。

1) 批次大小:在训练过程中,批次设置值过大时,梯度计算准确率低,容易陷入局部极小值;批次设置值过小时,训练时花费时间多,梯度震荡严重,不利于收敛,虽然梯度计算的准确率较高,但需要计算整个数据集,在数据集太大的情况下效率不高,因此将此值设置为16。

2) 迭代次数:迭代次数设置过大,损失下降到某个值后振荡,容易过拟合;迭代次数过小,易导致学习不充分,出现欠拟合,因此将迭代次数设为100。

3) 优化器:选择adam优化器。

4) 学习率:自编码器在迭代过程中考虑到特征信息易丢失,所以将学习率设置为0.001,LSTM的学习率设为0.01。

5) 数据集划分:80%为训练集,20%为测试集。

3.5 实验结果与分析

为了更好地验证本研究方法的有效性,将数据集分别在传统LSTM网络和笔者提出的结合注意力机制的改进LSTM网络上进行实验对比。图4为上述2种方法在训练集上迭代100次的损失和 R^2 对比结果。实验结果表明,由传统LSTM模型训练的损失值在0.003 1左右, R^2 达到0.995 9;本研究中改进的LSTM模型训练的损失值在0.003 0左右, R^2 达到0.998 9。在训练初期可以看出:本研究方法中损失下降得更快,下降趋势更稳定;回归系数 R^2 更接近于1且振荡大幅减少。

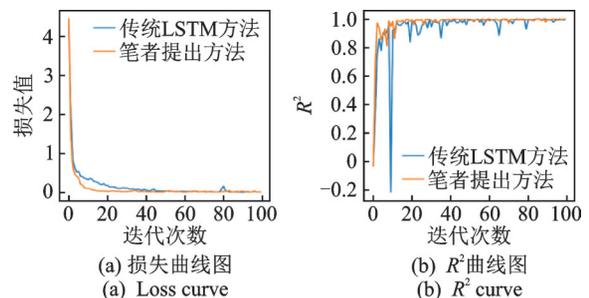


图4 训练集上迭代100次的损失和 R^2 对比结果
Fig.4 Loss and R^2 curves under 100 iteration times

经过上述训练完成之后,将训练后的模型用于测试集的性能验证。图5为迭代100次后测试集上的损失和回归系数曲线。实验结果表明,在测试集中,经过自编码器和注意力融合后的本研究方法比传统LSTM方法性能表现更为优越。本研究方法在测试集上的损失值更低,回归系数最高达到0.998且整体趋势更加稳定,而传统LSTM方法得到的损失值相对来说偏高且波动幅度较大。图5结果充分说明了本研究方法网络训练更快且更稳定。

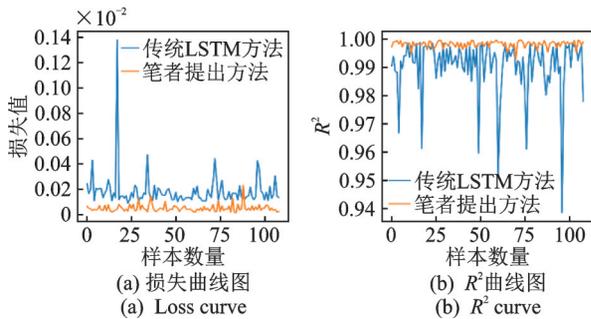


图5 迭代100次后测试集上的损失和回归系数曲线
Fig.5 Loss and R^2 curves set after 100 iterations

为了更好地验证不同条件下本研究方法的性能,将载荷大小调整为50 N并构建新的测试集。传统LSTM模型与本研究方法的预测结果对比如图6所示。明显可以看出,本研究方法比传统的LSTM预测结果更准确,其预测值与真实值几乎完全吻合,只有几乎可忽略不计的微小差距。这表明笔者提出模型对于裂纹疲劳寿命的预测准确可靠。

3.6 预测误差分析

选取几组不同的裂纹特征进行预测,得到的预

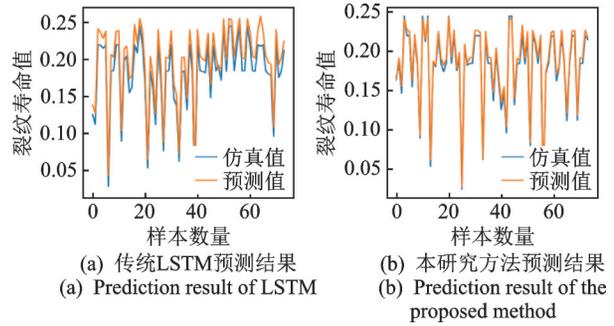


图6 传统LSTM与本研究方法的预测结果对比

Fig.6 Comparative result of the LSTM and the proposed method

测值与FRANC3D仿真值进行比较并计算误差,裂纹信息与预测误差如表4所示。表中:增长值为裂纹扩展长度值;仿真值为FRANC3D中裂纹扩展到此长度需经历的循环载荷次数(即疲劳寿命值);预测值为利用LSTM方法和本研究方法预测得到的循环载荷次数。为了更精确地显示误差大小,表4中的仿真值、预测值和误差均保留3位小数;预测值1和误差1分别为传统LSTM方法得到的预测值和误差;预测值2和误差2分别为笔者所提出方法得到的预测值和误差。可以看出,本研究方法训练误差最大为0.849%,最低为0.124%,整体均低于传统LSTM方法的训练误差,说明本研究方法具有更高的准确度。另外,将裂纹特征信息输入训练好的网络中,可以立刻预测结果,整个过程所用时间可忽略不计,而使用FRANC3D进行裂纹扩展并分步计算寿命,至少要花费十几分钟的时间。可见,笔者提出的方法极大地节约了时间成本,同时提高了预测效率。

表4 裂纹信息与预测误差

Tab.4 Crack information and prediction error

长度/mm	宽度/mm	位置/mm	应力比	增长值/mm	仿真值	预测值1	预测值2	误差1/%	误差2/%
2.0	1.8	5.0	0.2	9.12	5.122×10^{10}	5.271×10^{10}	5.088×10^{10}	2.910	0.664
1.8	1.8	0.0	0.2	8.90	4.357×10^{10}	4.449×10^{10}	4.320×10^{10}	2.112	0.849
2.0	1.8	10.0	0.2	0.55	2.652×10^{10}	2.707×10^{10}	2.646×10^{10}	2.074	0.226
1.5	1.0	5.0	0.1	3.50	4.820×10^{10}	4.949×10^{10}	4.814×10^{10}	2.676	0.124
1.0	2.0	15.0	0.1	9.40	13.500×10^{10}	13.920×10^{10}	13.420×10^{10}	3.111	0.593

4 结束语

针对FRANC3D裂纹寿命计算步骤繁琐、计算过程耗时较长等问题,提出FRANC3D与深度学习相结合的方法实现大跨径桥梁钢桁架寿命预测。实验结果表明,通过引入自编码器和注意力机制,笔者

提出的预测方法能有效加快模型收敛,同时比传统LSTM方法有着更低的误差(最大误差仅为0.849%),实现了裂纹疲劳寿命的准确预测。在后续工作中拟进一步采用物理平台开展裂纹预测实验和验证,并考虑环境气候等综合因素对裂纹寿命预测的影响,以便更接近于实际工况,为桥梁安全运行

和健康管理提供理论和工程价值。

参 考 文 献

- [1] ADEM K, VEYSEL E, ESREF C, et al. Fatigue crack growth rate and propagation mechanisms of SiC particle reinforced Al alloy matrix composites[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2024, 96(2): 185-192.
- [2] LIANG W X, LOU M, ZHANG C, et al. Experimental investigation and phenomenological modeling of fatigue crack growth in X80 pipeline steel under random loading [J]. International Journal of Fatigue, 2024, 182:1-14
- [3] 田万鹏.不同应力比和腐蚀环境条件下X80钢疲劳裂纹扩展速率研究[J].热处理, 2023, 38(6):14-19.
TIAN Wanpeng. Study on growth rate of fatigue crack in X80 steel under different stress ratios and corrosion environments[J]. Heat Treatment, 2023, 38(6): 14-19. (in Chinese)
- [4] 王治磊,康志强,冯江江,等.温度对深部裂隙砂岩裂纹扩展规律的影响[J].矿业研究与开发, 2024, 44(3): 128-135.
WANG Zhilei, KANG Zhiqiang, FENG Jiangjiang, et al. The influence of temperature on the crack propagation law of deep fractured sandstone [J]. Mining Research and Development, 2024, 44(3): 128-135. (in Chinese)
- [5] 徐嘉杰,沈艳霞.基于ARN和BiLSTM的轴承剩余寿命预测方法[J].噪声与振动控制, 2024, 44(2): 136-142, 255.
XU Jiajie, SHEN Yanxia. Bearing remaining useful life prediction method based on ARN and BiLSTM [J]. Noise and Vibration Control, 2024, 44(2): 136-142, 255. (in Chinese)
- [6] 赵志宏,李晴,李春秀,等.基于卷积GRU注意力的设备剩余寿命预测[J].振动、测试与诊断, 2022, 42(3): 572-579.
ZHAO Zhihong, LI Qing, LI Chunxiu, et al. Device remaining life prediction based on convolutional GRU attention [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(3): 572-579. (in Chinese)
- [7] 王奉涛,刘晓飞,邓刚,等.基于长短期记忆网络的滚动轴承寿命预测方法[J].振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 303-309.
WANG Fengtao, LIU Xiaofei, DENG Gang, et al. A method for predicting the life of rolling bearings based on long short term memory networks [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 303-309. (in Chinese)
- [8] 郑国君,杜超群,申国哲,等.基于神经网络的裂纹扩展过程预测[J].计算机辅助工程, 2021, 30(4): 32-40.
ZHENG Guojun, DU Chaoqun, SHEN Guozhe, et al. Prediction of crack propagation process based on neural network [J]. Computer Aided Engineering, 2021, 30(4): 32-40. (in Chinese)
- [9] 王欣.含裂纹叶轮应力强度因子研究及疲劳寿命预测[D].大连:大连理工大学, 2022.
- [10] 马朝阳,郑运虎,姜峰.基于优化灰色神经网络法的压力容器裂纹扩展预测[J].化工机械, 2015, 42(3): 380-382, 394.
MA Chaoyang, ZHENG Yunhu, JIANG Feng. Crack propagation prediction method for pressure vessels based on gray neural network optimization [J]. Chemical Engineering Machinery, 2015, 42(3): 380-382, 394. (in Chinese)
- [11] 卢家星.铁路钢结构桥梁节点区域腐蚀疲劳裂纹扩展剩余寿命评估研究[D].武汉:武汉理工大学, 2019.
- [12] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [13] LI S, CHENG Y, ZHANG L, et al. Video anomaly detection based on a multi-layer reconstruction autoencoder with a variance attention strategy [J]. Image and Vision Computing, 2024, 146: 105011.
- [14] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 1-15.
- [15] 熊勋,杨莹,汪舟,等.基于FRANC3D和ABAQUS联合仿真三维疲劳裂纹扩展分析及寿命预测[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2020, 44(3): 506-512.
XIONG Xun, YANG Ying, WANG Zhou, et al. Three-dimensional fatigue crack propagation analysis and life prediction based on co-simulation of FRANC3D and ABAQUS [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2020, 44(3): 506-512. (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的故障诊断、预测与健康管理。
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