

文章编号: 2095-2163(2023)09-0146-07

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

基于数字孪生技术的金属裂纹扩展预测研究

雷显席, 周虹, 杨光

(上海工程技术大学 航空运输学院, 上海 201620)

摘要:为解决金属材料的裂纹扩展预测,从而影响材料寿命在线预测的问题,本文提出了一种基于数字孪生领域技术的金属裂纹扩展预测的方法。在建立数字孪生模型的过程中,首先分析了金属材料断裂力学裂纹扩展机理,通过ABAQUS软件并以扩展有限元法(XFEM)为理论基础建立断裂力学仿真模型,采用金属裂纹扩展参数建模 ABAQUS 二次开发流程,得到仿真模型状态空间中随时间演化过程中裂纹尖端应力强度因子的数据,得到裂纹尖端应力强度因子数据后,使用最大周向应力准则为理论依据,作为预测下一时间步长的裂纹扩展角度,并将帕里斯公式的两端采取积分变形,以此推出选取的金属材料裂纹扩展模型的寿命预测。本文使用深度学习 LSTM 与非深度学习 BP 神经网络,分别对数据预测并进行对比。基于 MATLAB 软件仿真结果显示,深度学习 LSTM 网络预测比 BP 神经网络精度更高,3个预测评价指标值相对较好。其中,均方误差(MSE)、百分比误差(MAPE)和 R^2 分别为2.343 5%、0.337 8、0.998 63,为进一步实现金属裂纹扩展预测的数字孪生体自适应动态降阶建立了良好的前提。

关键词:数字孪生; ABAQUS; 二次开发; LSTM; 预测评价指标+

Research on metal crack propagation prediction based on digital twin technology

LEI Xianxi, ZHOU Hong, YANG Guang

(School of Air Transport, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] In order to solve the problem of crack propagation prediction of metal materials and thus affect the online prediction of material life, this paper proposes a method of metal crack propagation prediction based on digital twin field technology, in the process of establishing digital twin model, the fracture mechanical crack propagation mechanism of metal materials is first analyzed, and the fracture mechanics simulation model is established by ABAQUS software and based on the extended finite element method (XFEM), and the metal crack propagation parameters are used to model the abaqus secondary development process. To achieve the data of the stress intensity factor of the crack tip in the evolution process over time in the state space of the simulation model, the maximum circumferential stress criterion is used as the theoretical basis to predict the next time step crack propagation angle, and the two ends of the Paris formula are deformed integrally, so as to derive the life prediction of the selected metal material crack propagation model. Based on the simulation results of MATLAB software, the prediction of deep learning LSTM network is higher than that of BP neural network, and the values of the three prediction evaluation indicators are relatively good, of which the mean squared error (MSE), percentage error (MAPE) and R^2 are 2.343 5%, 0.337 8, 0.998 63 establishes a good premise for further realizing the digital twin adaptive dynamic reduction prediction of metal crack propagation.

[Key words] digital twins; ABAQUS; Secondary development; LSTM; predictive evaluation indicators

0 引言

金属在加工与使用期间,其自身结构表面或者内部产生的裂纹,将导致工程事故的发生,从而造成重大的经济损失,甚至人员伤亡。所以,在结构受到一些复杂应力影响的同时,能够及时检测服役工件对使用零件造成安全因素至关重要。飞机机身壁板结构的广布疲劳损伤(Wide-spread Fatigue Damage, WFD)是飞机

结构重要的失效形式之一,严重威胁着飞机服役的安全性和可靠性。如:1988年阿罗哈航空公司一架波音737型客机,增压舱纵向蒙皮搭接结构处的铆钉孔发生了不可检出的多部位损伤裂纹,这些裂纹在飞机飞行过程中相互连通,从而导致事故发生,严重威胁着飞机和乘客安全^[1]。由于在检测裂纹中存在很多精准问题,并且还不可提前预知,因而存在许多不可预防的问题。如果裂纹损伤未能及时发现,则可能因裂纹不

作者简介:雷显席(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:数字孪生、故障诊断;周虹(1973-),女,博士,讲师,高级工程师,主要研究方向:飞机状态监测与故障诊断、飞行仿真。

通讯作者:周虹 Email:zhouhongnuaa@163.com

收稿日期:2022-09-28

受控扩展导致机身结构破坏、延长试验周期。因此,在飞机结构疲劳试验中实现早期裂纹的精确检测十分关键^[2]。随着数字孪生技术的发展,可以实现以代理模型来预测现实金属中存在裂纹扩展的方法,并以实时数据不断提高代理模型预测裂纹的精度。

1991 年,数字孪生技术被首次提出,2010 年美国宇航局的约翰·维克斯引入了一个新术语——数字孪生。数字孪生是指用数字化信息表示现实存在的物理世界,同时能够与物理世界同步映射,以及模拟运行系统的整个生命周期^[3]。数字孪生技术发展之中具有越来越多的可研究性,数字孪生最大的作用就是帮助制造业简化流程效率,提升运作精确度,提前演练发现问题等。本文主要以金属材料裂纹来预测寿命为应用背景,探讨飞机结构数字孪生的概念、内涵与关键技术。

在工程问题的研究过程中,随着各种仿真软件功能的不断增强增多,应用领域不断扩大,处理的对象也越来越复杂。对问题进行离散化是一种常见且有效的数值逼近方法,但经过离散化处理后的系统阶数通常都非常大,给计算机的存储、数值运算、系统设计带来了很大的困难,为此降阶模型技术应运而生。

模型降阶的作用是降低数值模型(ODEs)的阶数,从而实现从高阶降阶到一个低阶模型,这样更有利于数字孪生中对代理模型的预测速度,并加速模型的求解速度。基于机器学习的模型降阶方法,具有很大的发展潜力。如今分类化的机器学习算法流行于预测系统的概率性验证,使得基于数字孪生技术再加入机器学习算法,对评估被测物体寿命进行概率分析,从而实现了数字孪生高保真的重要性。

近年来,深度神经网络(Deep Neural Networks, DNNs)已成功应用于语音识别、计算机视觉及图像分析等领域,伴随着深度学习领域的逐步发展^[4],各种深度学习方法也逐渐应用于数字孪生预测领域的降阶环节。如:长短期记忆网络、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)等都展现出较大的应用潜力。在基于降阶的数字孪生高效建模技术方面,简化模型法、基于投影的方法和数据拟合方法都发挥着重要作用。未来需要重点研究如何从积累的大量数据中提取有用信息,实现降阶模型的自适应更新^[5]。

1 基于数字孪生技术的金属裂纹扩展预测

本文选取金属铝板单元作为研究对象,采用多类传感器对现实实物工况关键部位进行载荷数据、几何参数等实时数据获取,构建特征点的应变数据与裂纹

初始部位的应力关系,将得到的载荷数据、飞行参数与结构应力输入到 ABAQUS 有限元软件中进行参数化建模,利用 ABAQUS 软件二次开发自研程序,分析建模脚本;调用参数化建模程序建立不同长度裂纹与所受不同载荷的几何模型;使用脚本接口,通过内核脚本可以实现前处理建模和后处理分析计算结果。用 ABAQUS 二次开发建模,建立机翼关键部位断裂力学仿真模型,机翼与裂纹模型,赋予材料特性、装配裂纹与局部关键部位、施加载荷、采用扩展有限元功能并划分网格,根据采集到的结构受力载荷与飞机机翼裂纹参数,输入进断裂力学仿真模型,求得不同外部环境参数下,裂纹的断裂力学参数,并建立断裂模型的应力强度因子数据库。确定数字孪生数据库的输入层,将输入层的数据预处理参数 $[X_1, X_2, X_3, \dots, X_n]$ 输入进隐藏层,也就是 LSTM 网络。裂纹采用深度学习中长短期记忆网络(LSTM),提取出裂纹扩展路径历史特征逐层训练,将上一层隐藏层 LSTM 神经元的输出作为下一层隐藏层 LSTM 神经元的输入,并预测出下一时间步长的裂纹扩展路径,将 LSTM 网络中处理的应力因子强度作为输出层,得到载荷参数和模型中每一尖端应力强度因子。最后,从在线数据中提取数据来更新降阶模型。通过参数自更新算法,让 LSTM 网络系统更好的适应系统状态的非预期变化,从而实现数字孪生体自适应动态降阶模型的建立。基于数字孪生金属裂纹扩展预测流程如图 1 所示。

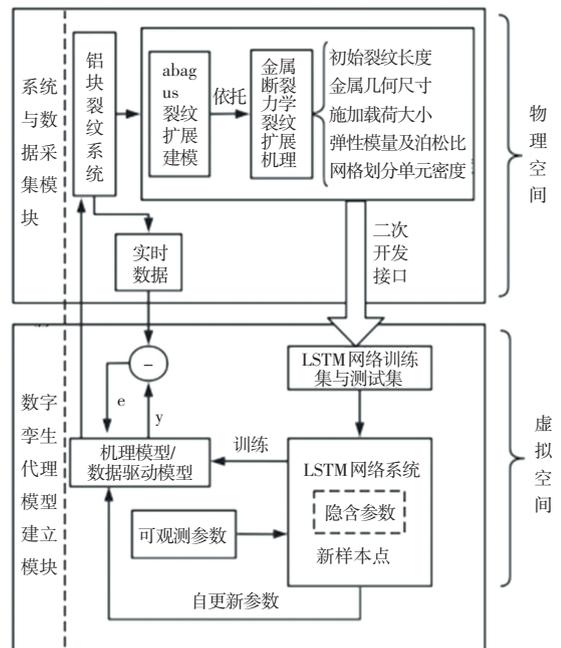


图 1 基于数字孪生金属裂纹扩展预测实现流程
Fig. 1 Flow chart of realization of metal crack growth prediction based on digital twin

2 金属裂纹扩展过程动态仿真

2.1 裂纹动态扩展演化过程理论

本文采用扩展有限元理论,通过水平集函数适时定位裂纹位置,根据应力计算结果并采用 J 积分,求得裂尖的应力强度因子。得到应力强度因子后,通过最大周向应力准则,求得下一步的裂纹扩展方向角。

水平集方法(level set method)是一种计算界面运动和跟踪断裂演化路径的有效数值方法^[6]。其原理是将随时间变化的物质界面定义为函数 $\varphi(x,t)$ 的 0 等值线(面),在时刻 t 求出 $\varphi(x,t)$ 的值,计算出等值面的位置,即可确定物质界面的位置,将 t 演化为裂纹扩展步数。裂纹水平集函数为 $\varphi(x)$, 是裂纹曲线 L 的符号距离函数,即 $\varphi(x)$ 的值是点 x 到曲线的最短距离,其表达形式如下:

$$\varphi(x) = \pm \min_{x_L \in L} \|x - x_L\| = \begin{cases} d(x, L(0)), & x \in L(0) \\ 0, & x \in L(0) \\ -d(x, L(0)), & x \in L(0) \end{cases} \quad (1)$$

求解应力强度因子是判断裂纹下一步扩展方向的关键,本文实验应用 Rice 提出的 J 积分法计算应力强度因子。由于实验是二维裂纹扩展,即 $K_{III} = 0$,用 J 积分方法可以推出应力强度因子的值,其关系式为

$$J = \frac{K_I^2}{E^*} + \frac{K_{II}^2}{E^*} \quad (2)$$

应力强度因子的解析解为:

$$\left. \begin{aligned} K_I &= \sigma \sqrt{\pi a} \cos^2 \beta \\ K_{II} &= \sigma \sqrt{\pi a} \cos \beta \sin \beta \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中, β 为裂纹角; σ 为载荷; a 为初始裂纹长度的一半,断裂角 θ 与裂纹角 β 关系为

$$\sin \theta = (3 \cos \theta - 1) \tan \beta = 0 \quad (4)$$

本文预测金属裂纹是以最大周向应力准则作为理论依据,即裂纹是从裂尖开始,沿着最大周向应力的方向扩展。通过经典断裂力学理论得知,裂纹下一步扩展的方向角为

$$\theta_c = 2 \arctan \frac{1}{4} (K_I / K_{II} \pm \sqrt{(K_I / K_{II})^2 + 8}) \quad (5)$$

将帕里斯公式的两端采取积分变形,以此推出选取的金属材料裂纹扩展模型的使用寿命预测。

$$N_c = \int_{a_0}^{a_c} \frac{1}{C (\Delta K)^m} da \quad (6)$$

得到不同时间步中裂纹尖端应力强度因子的变化。在帕里斯公式中,积分的上下限分别为最终与初始的裂纹长度。其中,金属铝块在帕里斯公式中的 m 一般在 0.2~0.5 之间取值。经过寿命计算公式可知应力与寿命预测之间的关系,得到在恒定应力下,随着初始裂纹长度的增加,金属铝块被测材料的寿命会越小。裂纹扩展过程中的应力云图如图 2 所示。

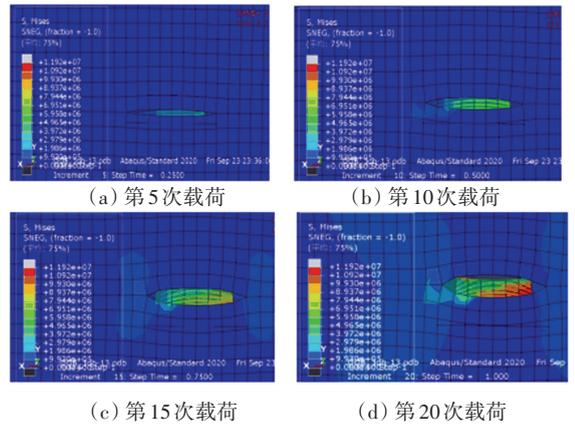


图 2 裂纹扩展过程

Fig. 2 Crack propagation process

本文对金属顶端施加等时间序列的静力特性载荷,每 0.05 个时间单位施加一次,共施加 20 次,

基于建立的铝块几何模型,静力通用载荷施加为 9 GPa。如图 3 所示,直接施加等时间相隔序列为 0.05 s 的静力通用载荷 20 次的载荷循环次数,此时 ABAQUS 后处理中的时间步数即为载荷循环次数。

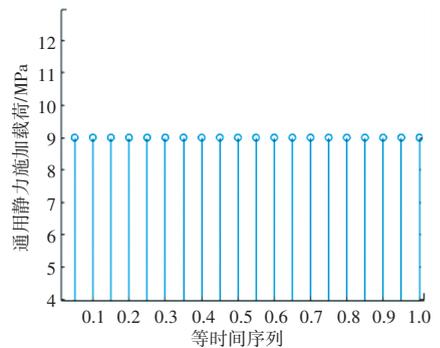


图 3 静力特性载荷施加时间点

Fig. 3 Time point at which the static characteristic load is applied

2.2 裂纹动态扩展参数化建模

2.2.1 裂纹扩展建模实验与数值分析

基于扩展有限元思想,以金属铝块裂纹动态扩展机理为理论,利用 ABAQUS 仿真软件的二次开发技术,能更好的驱动 FEM 与 XFEM 两种方法互相作用。二次开发进行扩展有限元,具有极好的精确分

析结果优势,可将忽略不计的裂纹扩展过程中不连续场,都独立在网格边界处。

本文采用二次开发 python 脚本编制后的程序,建立金属板断裂模型与计算,取长(L)与高(H)均为6 m,宽(W)为1 m的金属板模型;材料施加的静力载荷为9 MPa,金属板模型底端竖向约束,并通过Python 脚本程序进行了静态裂纹和动态扩展裂纹的数值模拟。python 脚本参数见表1。

表1 python 脚本参数值

Tab. 1 The python script the parameter value

参数	python 脚本程序给定值
均质材料裂缝	0.01
分析增量步大小	0.01;1E-05;1
时间长度	1
杨氏模量	10 000 000
泊松比	0.3
Crack growth	NONE
XFEM 裂纹扩展节点	11
初始裂纹长度	a
金属板顶部载荷	K
围道积分数	13

2.2.2 裂纹扩展二次开发参数化建模

快速预测结构的损伤状态,是数字孪生技术对寿命管理的关键要素。在对结构化的数字孪生预测中,一些复杂几何建模以及一些疲劳参数的设置,需要用二次开发得到的数字孪生数据库来建立代理模型,然后采用降阶技术得到最终的降阶代理模型代替物理仿真进行预测。

如图4所示,铝块在被载荷施加后裂纹会随着时间变化而拉伸。

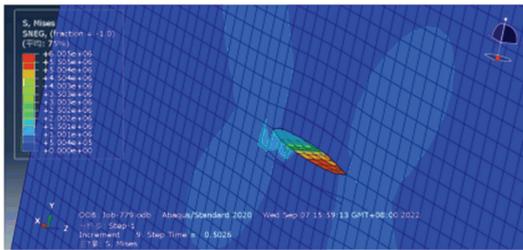


图4 Abaqus 铝块裂纹仿真图

Fig. 4 Abaqus aluminum block crack simulation diagram

二次开发过程是一种对仿真模型的循环优化,将模型导入,来提取数据结果;根据外部数据处理得到新的参数输入结果,来更新模型的一种后处理过程。二次开发步骤如下:

(1) 获得金属裂纹长度与金属板顶部载荷,作

为用户选择输入参数。

(2) 根据应力应变信息、时间步长、边界条件、是否自动提交分析、材料参数等调用库作为输入参数。

(3) 根据参数输入进行提交分析,得到初始的应力强度因子,并不的进行单元循环。

(4) 根据增加单元数与积分点循环提取裂纹尖端的信息,计算对交互积分的贡献值,来判断是否是最后一个单元或者最后一个积分点,并得到新的应力强度因子。

(5) 判断是否自动提交分析,然后获取目标数据、汇总处理,最后生成模型文件。

ABAQUS 高精度仿真软件的二次开发主要是依据 Python 脚本语言实现各个库的调用作为参数设置建模的工具,使之建立铝板有限元模型。此外,还可以更改一些参数,比如铝板几何模型、复杂材料以及载荷输入属性等,不断进行裂纹单元循环,判断是否自动提交分析,然后获取目标数据、汇总处理,最后生成模型文件。

如图5所示,选取9个裂纹节点进行分析,可以看出初始裂纹长度与金属裂纹尖端应力强度因子大小的关系。

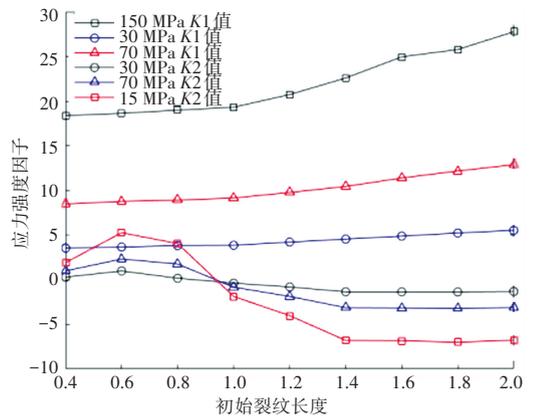


图5 应力强度因子与初始裂纹长度在不同静力载荷施加下的关系曲线

Fig. 5 Curve of the stress intensity factor vs. the initial crack length under different static loads

3 基于深度学习的裂纹扩展代理模型建立

3.1 长短期记忆网络(LSTM)原理

深度学习的长短期记忆(Long Short Term Memory, LSTM)的网络结构,主要解决 RNN 仅可获取较近的序列信息问题。

LSTM 网络结构如图6所示,输入门用来控制输入 $i'(t)$ 进入量的多少,并判断是否进入门的门

控设备。输入门和输入值的计算公式为:

$$i_t = \text{sigm}(W_1 x_t + W_2 h_{t-1}) \quad (7)$$

$$i'_t = \text{tanh}(W_3 x_t + W_4 h_{t-1}) \quad (8)$$

式中: $i'(t)$ 是当前 t 时刻的输入值, W_1 、 W_2 为单位 1、2 之间的权重。

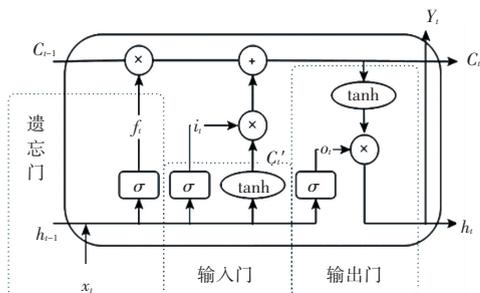


图6 LSTM网络结构图

Fig. 6 LSTM network structure diagram

输出门是控制某一时间状态值 ($m(t)$) 的门控设备,用以调整参数对外输出值的多少,其计算公式为:

$$o_t = \sigma(W_0 [h_{t-1}, x_t] + b_0) \quad (9)$$

$$h_t = o_t * \text{tanh}(C_t) \quad (10)$$

遗忘门接收一个长期记忆 C_{t-1} ,将上一个模块传过来的数据进行筛选,决定是否保留或遗忘。其数学原理为:将接收的长期记忆 C_{t-1} 乘遗忘因子 f_t ; f_t 是由短期记忆隐层处理状态的 h_{t-1} 和模型输入事件 X_t 决定,其计算公式为

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (11)$$

LSTM 神经元的计算过程可以用数学式表示为:

$$\begin{cases} g_t = \varphi(w_{gx} + w_{gh}h_{t-1} + b_g) \\ i_t = \sigma(w_{ix}x_t + w_{ih}h_{t-1} + b_i) \\ f_t = \sigma(w_{fx}x_t + w_{fh}h_{t-1} + b_f) \\ o_t = \sigma(w_{ox}x_t + w_{oh}h_{t-1} + b_o) \\ s_t = g_t \otimes i_t + s_{t-1} \otimes f_t \\ h_t = \varphi(s_t) \otimes o_t \end{cases} \quad (12)$$

3.2 建立基于 LSTM 裂纹扩展代理模型

LSTM 网络作为可解决非线性及复杂网络事件具有代表性的深度学习算法,本文将非深度学习算法(BP 神经网络)对裂纹数据集得到的预测性能与深度学习算法(LSTM 网络)进行对比。将 ABAQUS 二次开发接口得到的两输入变量初始裂纹长度 (0.4 : 0.2 : 2) 与施加载荷 (5e5 : 1e4 : 9.9e5 U 1e6 : 1e5 : 5e6) 的 999 个样本,划分为初始裂纹长度 (0.4 : 0.2 : 1.8) 与施加载荷 (5e5 : 1e4 : 9.9e5 U 1e6 : 1e5 : 5e6) 的 888 个训练样本与初始裂纹长度

(1.8 : 0.2 : 2) 与施加载荷 (5e5 : 1e4 : 9.9e5 U 1e6 : 1e5 : 5e6) 的 111 个测试样本。BP 神经网络与 LSTM 网络的预测结果如图 7、图 8 所示:

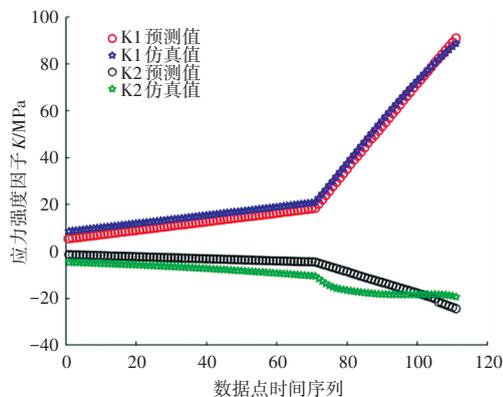


图7 BP网络预测结果

Fig. 7 BP network prediction results

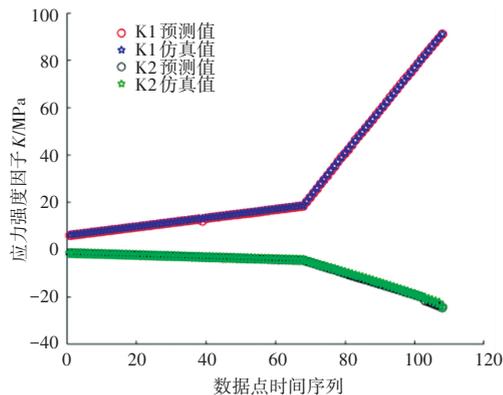


图8 LSTM网络预测结果

Fig. 8 LSTM network prediction results

由此可见, LSTM 在预测时间序列数据方面表现出良好的效果,并可应用于裂纹扩展预测。因此,本文提出了一种基于神经网络结构 LSTM 的铝板裂纹预测模型。该模型使用不同载荷与初始裂纹长度输入下的应力强度因子作为使用数据进行训练。经过训练和预测后,模型精度与传统非深度学习 BP 神经网络相比误差最小。因此,将 LSTM 应用于裂纹扩展预测,可以显著降低预测误差,使需求响应系统更加高效。

如图 9 所示,利用 LSTM 得到的样本数据拟合效果及回归预测均良好。

但是,在数字孪生长期数据加载过程中, LSTM 扩展后的关系范围有限,并且无法并行计算,所以需要引入一种动态自适应,修正 LSTM 学习参数系统,使之随着数字孪生体数据增多从而实现动态降阶。

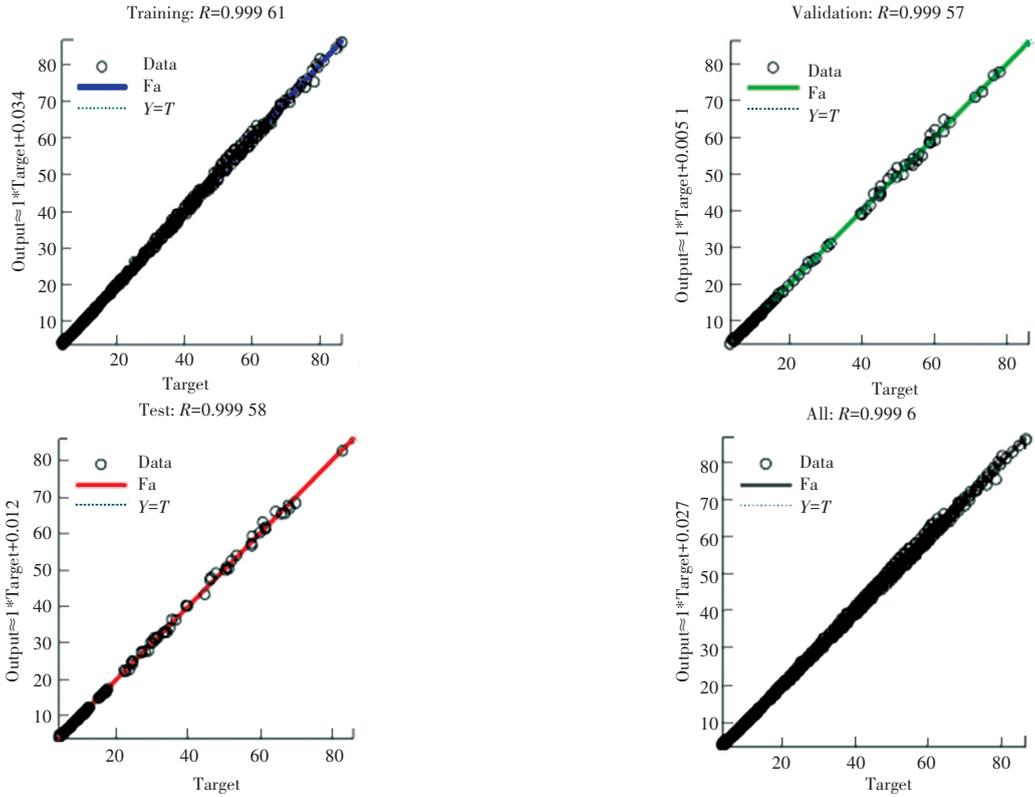


图 9 LSTM 网络样本回归分析图

Fig. 9 LSTM network sample regression analysis diagram

3.3 裂纹扩展预测的数字孪生体降阶自适应修正

实现基于数字孪生技术进行故障诊断,一般会应用在线阶段产生的新样本点,依据参数优化算法重构代理模型,从而实现数字孪生体的自适应动态降阶功能。其中包括基于智能空间搜索策略的自适应相应面代理模型构造方法^[7]与高效全局优化方法(EGO)^[8],在误差较大处增加样本点,并更新代理模型。EGO 方法是利用近似函数来构造一种有效的全局优化算法。EGO 法以随机过程模型作为一个对线性回归的修改,解决回归的一些缺点。观察模型为

$$y(x^{(i)}) = \sum_h \beta_h f_h(x^{(i)}) + \varepsilon^{(i)} (i = 1, \dots, n) \quad (13)$$

采用的参数加权距离公式为

$$d(x^{(i)}, x^{(j)}) = \sum_{h=1}^k \theta_h |x_h^{(i)} - x_h^{(j)}|^{p_h} (\theta_h \geq 0, p_h \in [1, 2]) \quad (14)$$

使用加权距离函数,可以求出 $x^{(i)}$ 与 $x^{(j)}$ 处点误差之间的相关性:

$$Corr[\varepsilon(x^{(i)}), \varepsilon(x^{(j)})] = \exp[-d(x^{(i)}, x^{(j)})] \quad (15)$$

对于复杂结构断裂力学仿真中,难以产生大量数据来构建降阶代理模型,在线学习中产生的新数据需要有足够精度来重构降阶代理模型。

4 预测结果与分析

本文选取均方误差 (MSE)、平均绝对误差百分比

(MAPE)、决定系数 (R^2) 作为预测模型性能评估指标。

MSE 值用于衡量期望值与真实值的误差,若 MSE 值接近于 0,则期望值更接近于实际值。其表达式为

$$X_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (16)$$

MAPE 值不仅考虑期望值与真实值的误差,而且设计误差的占比,其公式为

$$X_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (17)$$

决定系数 R^2 是评价回归模型拟合优良的标准,其值在 (0, 1) 之间变化,函数值越接近 1,则模型拟合效果越好。 R^2 的计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (18)$$

不同模型预测性能的效果对比结果见表 2。

表 2 不同模型预测性能结果对比

Tab. 2 Comparison of prediction performance effects between different models

模型	MAPE/%	MSE	R^2
BP 神经网络	9.648 4	0.958 5	0.996 55
LSTM 网络	2.343 5	0.337 8	0.998 63

由表 2 可见,基于 MATLAB 软件仿真结果显示,LSTM 比 BP 精度更高,3 个预测评价指标值相对较好,为进一步实现金属裂纹扩展预测的数字孪

生体自适应动态降阶建立了良好的基础。

表3 神经网络模型参数设置

Tab. 3 Neural network model parameter settings

模型	Epoch	神经元数	隐含层数	Learning algorithm	Drop_out
BP 神经网络	500	5	5	Offline	/
LSTM 网络	2 500	20	1 : 1 : 10	Mini-batch	0.3

表3给出了各神经网络参数最优组合结果,其中 LSTM 网络最优组合的参数分别设置为:神经元数为20,隐含层数分别为1:1:10,筛选神经元概率为0.3,迭代次数分别为2 500次时,预测达到最佳收敛从而结束。

5 结束语

针对金属作为某元件会产生裂纹从而影响结构安全性问题,提出了一种基于数字孪生技术的金属裂纹扩展预测的方法。利用 ABAQUS 软件二次开发接口构建裂纹参数的输入和输出映射关系得到数据,将得到的数据集进行训练网络,通过深度学习 LSTM 对数字孪生体进行降阶,同时根据误差指标作为预测模型性能评估指标值,结果表明深度学习 LSTM 网络算法的预测精度达到不错的效果。

本文仅选择常用金属材料铝块进行研究,在铝块元件含裂纹复杂结构中的精确仿真技术和传感与

嵌入式形成多线程获取数据技术,来实现多尺度、多保真的模拟仿真系统。

进一步的研究工作,将在被监测物体应用环节形成的大量数据中提取必要信息,进行降阶模拟结果的自适应改进,逐步提高数字孪生体的高保真性能,解决对数字孪生体代替实物高性能预测问题。

参考文献

- [1] 王锋,秦剑波,梁振武,等. 飞机铝合金壁板结构广布疲劳多裂纹扩展与剩余强度研究[J]. 现代制造工程,2022,505(10):87-95,74.
- [2] 王叶子,吕帅帅,杨宇,等. 基于 BF-Net 与孪生分差的飞机结构裂纹检测方法[J]. 振动.测试与诊断,2023,43(1):915,194.
- [3] 周玉祥,王志刚,李原,等. 融合数字孪生的智能驾驶仿真测试方法研究[J]. 时代汽车,2023,408(12):4-6.
- [4] 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.
- [5] 吴峰,谢聰,姬少培. 基于双流 LSTM 神经网络的股价趋势预测[J]. 应用科学学报,2023,41(2):344-358.
- [6] 王嗣强,薛一桢,Michael Zhurakov,等. 凹型多面体离散单元的水平集函数接触算法[J]. 计算力学学报,2022,39(3):291-298.
- [7] LONG T, WU D, GUO X, et al. Efficient adaptive response surface method using intelligent space exploration strategy[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2015, 51(6):1335-1362.
- [8] JONES D R, SCHONLAU M, WELCH WJ. Efficient global optimization of expensive black-box functions[J]. Journal of Global optimization, 1998, 13(4):455-492.
- [9] 信息集成技术的研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2014, 31(3): 671-677.
- [10] 赵峰. 面向医疗的统一物联网网关的设计与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.
- [11] GARGUII OJ J, MARTINEZS, CHERKAOUI M. Medical device interoperability a standards-based testing approach[J]. Biomed lustrum Technol, 2011, 45(3):249-255.
- [12] Integrating the Healthcare Enterprise. IHE patient care device [EB/OL]. (2013-01-27) [2016-09-22]. <http://www.ihe.net/pcd/index.cfm>.
- [13] 廖芸,郑建立. 基于 JS 引擎的医疗仪器协议转换技术研究[J]. 信息技术, 2013, 37(3):66-69, 73.
- [14] 严意烽,郑建立. 基于 OpenPLC 的医疗仪器通信协议转换平台设计[J]. 软件导刊, 2019, 18(7):133-136, 141.
- [15] 佟立飞,李龙华. 通用网关协议数据转换软件开发[J]. 自动化技术与应用, 2012, 31(1):16-18.
- [16] 宋志刚,蔡伟周,李剑波,等. 基于组件式软件平台架构的通用协议转换器设计[J]. 机电工程技术, 2018, 47(7):97-99, 159.
- [17] 苗力心. 软件定义协议转换关键技术研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2020.
- [18] COLLEDANCHISE M, ÖGREN P. Behavior trees in robotics and AI: An introduction[M]. CRC Press, 2018.
- [19] 刘瑞峰,王家胜,张灏龙,等. 行为树技术的研究进展与应用[J]. 计算机与现代化, 2020(2):76-82, 88.
- [20] 何汶俊. 基于行为树的游戏 AI 设计与实现[D]. 成都: 成都理工大学, 2018.

(上接第 145 页)

4 结束语

医疗仪器的信息解析平台是现代化医院不可缺少的支撑,也是国内外医院数字化建设的重要方向。目前国内对于这类医疗仪器与信息系统集成的研究还在发展阶段,本文提出了基于行为树(BehaviorTree)的医疗仪器协议解析方法,通过分析常见的医疗仪器协议,总结提取通信协议数据转换模块,编写行为树节点内置到 Groot 编辑器中,构建通用医疗仪器通信协议解析平台。在对某一个特定协议解析时,根据协议格式绘制对应的行为树,保存为 XML 文件,即可由协议解析引擎加载运行。在此过程中,无需再一一实现取数、运算、校验等功能代码,也不需要重新编译代码,只需在图形化界面拼接出协议解析流程。该方法使医疗仪器协议的解析和处理更灵活和更普适,有效降低了医疗仪器协议解析难度,对医疗仪器的信息集成有良好的应用价值,为医疗仪器协议解析提供了新的思路。

参考文献

- [1] 郑建立,廖芸,杨勇勇. 基于医疗健康信息集成规范的医疗仪器