

文章编号: 1007-7294(2024)09-1430-11

基于遗传优化小波网络的随机 载况下裂纹扩展预报

张明宇¹, 孙力^{1,2}, 黄小平¹

(1. 上海交通大学海洋工程国家重点实验室, 上海 200240; 2. 中国船舶及海洋工程研究院, 上海 200010)

摘要: 疲劳问题作为工程领域常见的破坏形式受到了广泛关注。基于断裂力学的疲劳分析方法可以获取可无损检测的疲劳损伤-裂纹尺寸, 但计算较为复杂。针对海洋工程结构物疲劳分析中的谱分析法, 本文通过遗传优化的小波神经网络建立一种同一热点下各随机载况的应力强度因子谱, 结合有限元分析获取的应力强度因子进行网络训练。结果表明, 该模型可对各随机载况下的SIF谱进行较好的预测。本文所提出的方法可大幅减少重复性有限元计算, 为裂纹扩展方法应用于随机载况下工程结构的疲劳寿命预报提供一种思路。最后, 结合裂纹扩展单一曲线模型实现随机载况下裂纹扩展量的快速预报。

关键词: 疲劳裂纹扩展; 随机载况; 应力强度因子谱; 小波神经网络; 有限元分析

中图分类号: O346.1 P751 文献标识码: A doi: 10.3969/j.issn.1007-7294.2024.09.013

Crack growth prediction under random loading conditions based on genetic algorithm wavelet neural network

ZHANG Ming-yu¹, SUN Li^{1,2}, HUANG Xiao-ping¹

(1. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Marine Design and Research Institute of China, Shanghai 200010, China)

Abstract: Fatigue problem as a common failure form in the engineering field has been widely concerned. The fatigue damage-crack size can be obtained by the fatigue analysis method based on fracture mechanics, but the calculation is relatively complicated. In this paper, aiming at the spectrum analysis based fatigue analysis of ocean engineering structures, the stress intensity factor (SIF) spectrum under random loading conditions of the same hot spot through genetic algorithm wavelet neural network (GAWNN) was established, and the network training with the SIF obtained from finite element analysis was conducted. The results show that the model can predict the SIF spectra under random loading conditions well. The method proposed in this paper can considerably reduce the repetitive finite element calculation and provide a reference for the fatigue life prediction of engineering structures under random load conditions by applying crack propagation method. Finally, combined with the unique crack growth rate curve model, the rapid prediction of crack growth under random loading conditions was realized.

Key words: fatigue crack propagation; random loading; stress intensity factor spectrum; wavelet neural network; finite element analysis

收稿日期: 2024-03-25

作者简介: 张明宇(1999-), 男, 硕士; 孙力(1994-), 男, 博士;

黄小平(1963-), 男, 副教授, 通讯作者, E-mail: xphuang@sjtu.edu.cn。

0 引 言

疲劳是航空、船海工程等领域常见的一种结构破坏形式,有关统计数据表明,工程实际中发生的疲劳断裂破坏,占全部结构强度破坏的50%~90%^[1]。因此,疲劳问题受到了工程界的严密关注和广泛研究。

疲劳分析方法主要有累计损伤理论和断裂力学方法^[2]。疲劳损伤是基于线性累计损伤理论结合S-N曲线进行计算,由于简洁易用,目前仍然是船舶等行业的主流疲劳分析计算方法。但对于焊接结构,结构在建造过程中不可避免会引入初始缺陷,对于含初始缺陷的结构物,基于累积损伤理论无法预报含缺陷结构的损伤程度^[3]。断裂力学法引入断裂参数衡量裂纹尖端场强及裂纹扩展程度^[4],从而能够解决上述问题,针对简单结构及简单外载荷可采用理论计算相关断裂参数,而复杂结构及复杂载荷下需进行多次有限元分析,使得疲劳裂纹扩展的计算较为困难和费时。

此外,无论线性累积损伤理论还是断裂力学方法,选取合适的疲劳载荷是准确预报结构疲劳的关键所在。对于船海结构物疲劳载荷的确定,主要分为直接算法和简化算法。由于简化算法经验公式之间存在差异,对于同一结构依据各船级社规范的计算结果存在较大差别。基于频域分析的谱分析方法理论充分,计算过程合理,相比简化算法更加精确,受到了学界的广泛关注。甄春博^[5]依托谱分析理论和最小二乘法对Weibull形状参数进行了参数拟合;马网扣^[6]采用SESAM软件基于全概率谱分析法对半潜平台疲劳寿命进行了直接计算;程成等^[7]将P-M谱的波浪频率和相位角进行等分,最大主应力线性插值形成应力传递函数计算应力谱。但目前诸多学者主要将载荷谱与累计损伤理论相结合对船海工程结构物的疲劳寿命进行分析,很少有学者将载荷谱用于断裂力学进行疲劳校核。崔维成等^[8]认为线性累积损伤理论框架下提高疲劳寿命预报的精度较为困难,初始裂纹和载荷次序的影响不可忽视。而在断裂力学框架内,输入载荷的精确度直接决定了预报结果的准确性。

为准确预报含初始缺陷结构的剩余寿命,获得实际结构在外载荷下的应力-时间历程是十分重要的,这需要知道实际载荷随时间的变化规律,并对目标结构进行时域分析。而时域分析需要消耗大量的计算资源,因此一般只能完成很短的时程分析。对于船海工程结构物这类受到复杂环境载荷的结构,如何将一个很短时间的时域分析结果拓展到目标结构设计寿命超过20年的长时程是一个很复杂且一直没能得到很好解决的问题。黄小平课题组根据船海工程结构谱分析结果及其分布特点提出了基于谱分析结果构造满足应力结果分布的伪随机数据系列,构成分析目标结构的疲劳载荷谱,进而计算应力强度因子范围和疲劳裂纹扩展寿命^[9];闫小顺^[10]依据短期分布海况计算得到的疲劳载荷概率加载生成长期分布疲劳载荷谱,基于单一曲线模型进行了船用高强度钢的裂纹扩展计算;张永矿^[11]在该方法的基础上发现多工况情况下应力范围与应力强度因子间存在不一致关系,即不同工况下,传递函数变化无规律。此外,对于较大的裂纹,裂纹尖端不断移动,热点应力不便确定。为解决上述问题,张永矿等^[11]提出了一种新的谱方法,将获取应力谱载荷转为获取应力强度因子谱(SIF),再代入裂纹扩展程序进行裂纹扩展分析,验证了该方法的可行性。基于裂纹扩展的疲劳分析流程如图1所示。

基于谱方法的裂纹扩展分析主要包括前处理和裂纹扩展模拟。前处理阶段包括计算外载荷作用下的整体结构响应,确定热点位置,计算子模型的载荷边界条件;裂纹模拟阶段包括有限

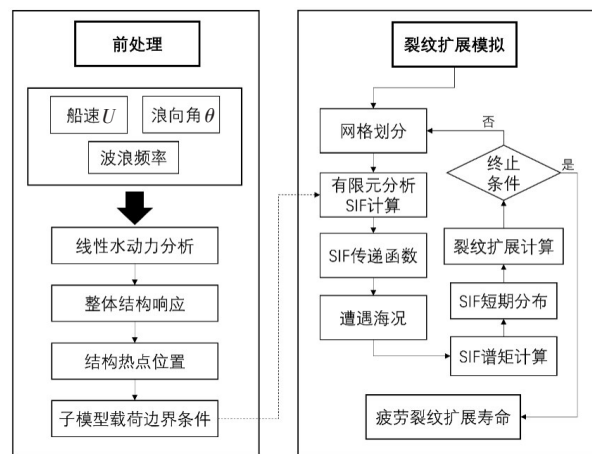


图1 基于谱方法的裂纹扩展分析流程

Fig.1 Crack growth analysis process based on spectral method

元分析计算应力强度因子,谱分析计算谱矩和跨零周期等参数,生成满足 Rayleigh 分布的短期海况下的应力强度因子序列,各短期海况概率组合模拟长期海况条件,选取合适的裂纹扩展模型计算裂纹扩展量。由于有限元分析较为耗时,计算裂纹扩展时无法每步均调用有限元计算,张永矿^[12]引入快速计算方法,给定一微小的裂纹增量 Δa ,认为在 Δa 范围内应力强度因子系数 $g(a, c)$ 不变, ΔK 只随热点应力和 a 改变而变化,提高了计算效率。该方法步长大则有限元计算量小,但插值误差大;反之步长小,计算精度高,有限元计算量巨大。如何做到精度和效率兼顾是需要注重的关键问题。

近年来,人工神经网络不断发展,其强大的非线性拟合能力和高效的计算效率受到工程领域的广泛关注。针对已有研究中存在的问题,本文在裂纹模拟阶段引入遗传优化小波神经网络(genetic algorithm wavelet neural network),采用上述部分载况的有限元分析结果作为训练集外推获取余下载况下的 SIF 谱,预报不同载况下应力强度因子的变化规律。在步长保持不变的情况下减少有限元计算次数,保证计算精度的同时提高计算效率。

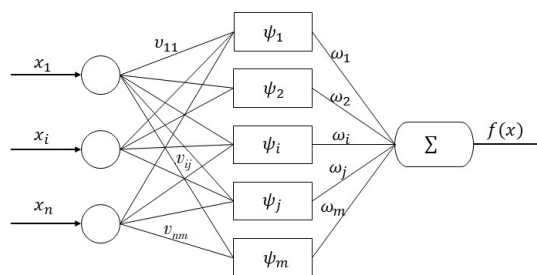
1 遗传优化小波神经网络

遗传优化小波神经网络(GAWNN)是在遗传网络拓扑结构的基础上结合小波分析发展而来的人工神经网络^[13],与 BP 神经网络最大的区别就是用小波基函数代替 Sigmoid 激活函数,可以很好地解决由于梯度下降算法所造成的局部极小值问题。此外,由于小波变换的特点,小波网络对于时频域问题均可较好分析。根据小波变换,小波基函数表达式^[14]为

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_j}} \psi\left(\frac{t - b_j}{a_j}\right) \tag{1}$$

式中, ψ 为小波基函数, a_j 为小波基函数的伸缩因子, b_j 为平移因子。该式即表示对于输入的待处理信号 $\psi(t)$ 进行时空间的尺度转换。图 2 为小波神经网络结构示意图。

Azghadi 等^[15]的研究表明,三层神经网络可以处理绝大多数非线性问题,从左至右分别为输入层、隐含层和输出层。输入层可选取不同数据特征的自变量,隐含层为小波基函数尺度变换所得参量,输出层节点为对应的因变量。相邻两层间的传递因子表征一系列非线性函数,通过 ω_{ij} 和 ω_{jk} 权重系数的组合实现输入-隐含-输出的映射关系。当输入拟合序列分别为 x_1, x_2, \dots, x_n 时,上述小波变换理论中的 $\psi(t)$ 应



输入层 隐含层 输出层
图 2 小波神经网络拓扑结构图

Fig.2 Wavelet neural network topology diagram

对应输入层的全部信息 $\psi\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i\right)$, 映射到隐含层^[16]

则可以表示为

$$h(j) = \frac{1}{\sqrt{a_j}} h_j \left[\frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right] \tag{2}$$

式中, h_j 为小波基函数, a_j 为小波基函数的伸缩因子, b_j 为小波基函数的平移因子, ω_{ij} 为输入层到隐含层的权重系数。该表达式含义为任一隐含层单元面对输入层的全部信息,通过权重系数计算出待处理信号,将其输入到尺度变换后的小波基函数中。

隐含层到输出层的计算公式^[16]为

$$y_k = \sum_{i=1}^l \omega_{jk} h(j) \tag{3}$$

式中, ω_{jk} 为隐含层到输出层的权重系数。表达式含义为对上述处理得到的隐含层小波基函数进行权重累加。小波基函数选取小波变换中最常见的 Morlet 母小波基函数, 表达式为

$$y = \cos(1.75x) e^{-\frac{x^2}{2}} \tag{4}$$

小波神经网络的参数修正同 BP 网络类似, 将训练数据采用梯度修正算法修正权重系数 ω_{ij} 和 ω_{jk} 以及小波基函数平移因子 b_j 和伸缩因子 a_j , 使小波网络逐渐逼近期望输出值。为加快学习速率, 引入动量项加速修正过程^[17]如下:

$$p = \sum_{k=1}^m y_n(i) - y(i) \tag{5}$$

$$\omega_{n,k}(i+1) = \omega_{n,k}^{(i)}(i) + \Delta\omega_{n,k}(i+1) + p(\omega_{n,k}(i) - \omega_{n,k}(i-1)) \tag{6}$$

$$a_k(i+1) = a_k(i) + \Delta a_k(i+1) + p(a_k(i) - a_k(i-1)) \tag{7}$$

$$b_k(i+1) = b_k(i) + \Delta b_k(i+1) + p(b_k(i) - b_k(i-1)) \tag{8}$$

式中, p 为引入的动量项学习速率。

2 基于遗传优化小波网络的随机载况下 SIF 谱预报模型

2.1 有限元模型与应力强度因子谱

本文热点应力数据源自课题组先前采用 WALCS 软件对某集装箱船水动力分析及结构分析得到的结构响应^[18]。为保证热点应力与本文所研 SIF 谱相对应, 文中有限元模型设置与文献中保持不变, 裂纹为半椭圆形表面裂纹, 裂纹形状比 a/c 设置为 0.3, 裂纹尺寸 $a=5$ mm。边界条件设置为子模型超单元的载荷边界条件, 有限元模型如图 3 所示。

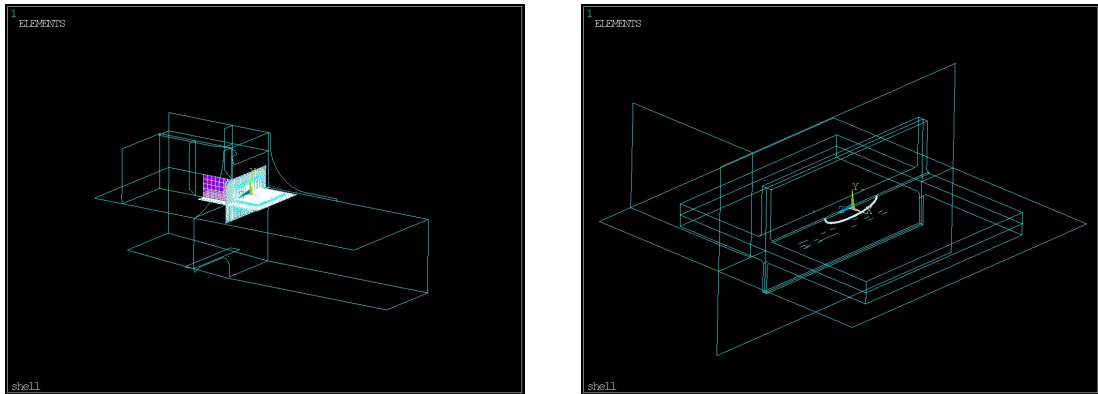
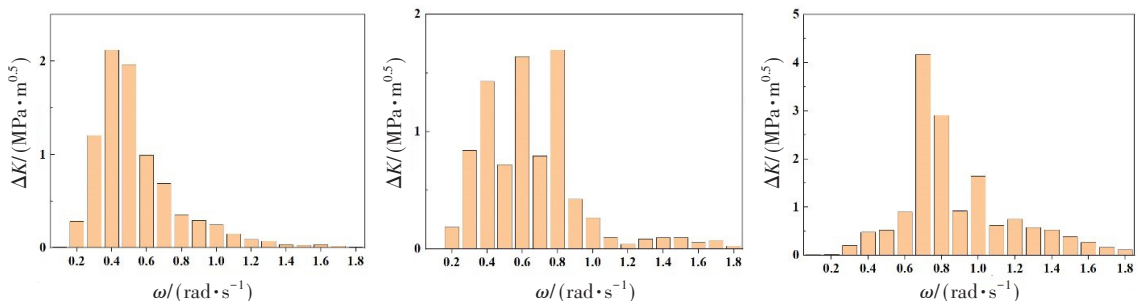


图3 裂纹位置有限元模型

Fig.3 Finite element model of crack location

SIF 响应谱计算所得结果如图 4 所示, 图中横坐标为波浪频率, 纵坐标为应力强度因子。与课题组张永硕^[11]先前数据对比, 可验证计算结果准确性。



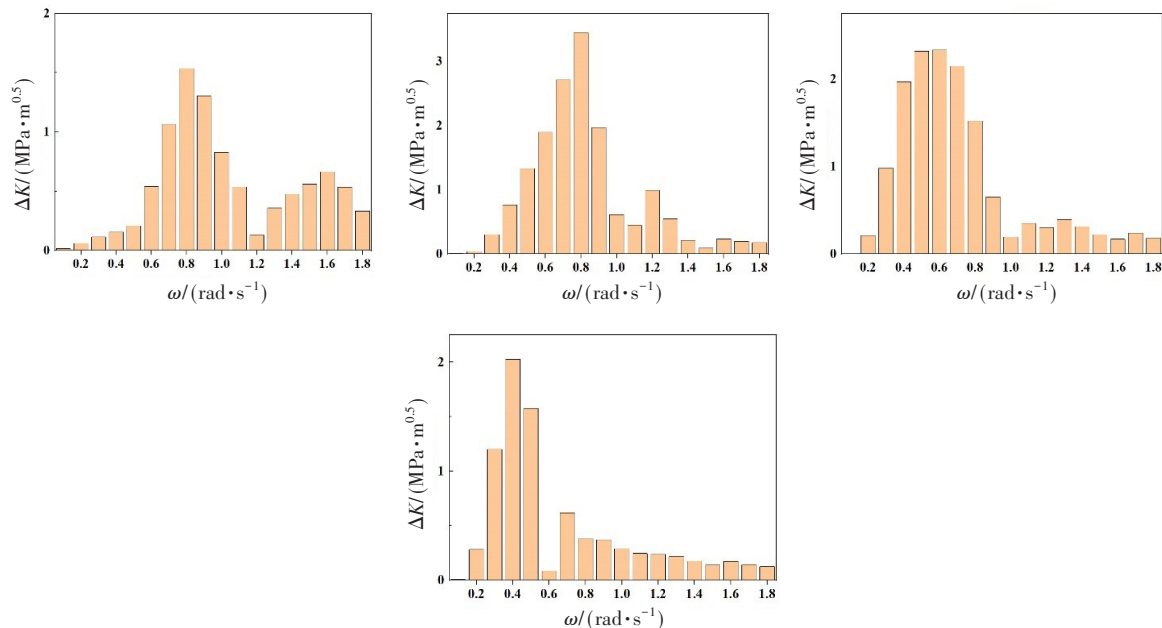


图4 5 mm 裂纹 SIF 谱

Fig.4 SIF spectrum of 5 mm cracks

2.2 基于遗传优化小波网络的随机载况下 SIF 谱预报

针对同一热点位置,不同工况下由于结构承载方式变化,应力强度因子和热点主应力间存在不一致关系,即裂纹尺寸相同,热点应力相同,在不同波浪频率和航向角的情况下,应力强度因子传递函数不同,且应力强度因子传递函数无明显规律性变化。由于传统的应力谱方法经由简化算法计算裂纹驱动力参数 ΔK 时忽略了载况的随机性和复杂性,而 SIF 谱的获取需要大量的有限元计算,如何方便快捷地获取 SIF 谱是本文研究的重点。针对上述问题,本节采用遗传优化的小波网络对 SIF 谱进行预报。

采用遗传优化的小波网络进行随机载况下的 SIF 谱预报流程分为三部分:(1) 计算给定裂纹尺寸各随机载况的 SIF 谱,对不同波浪频率和航向角组合情况下模型的预测效果进行分析;(2) 变更裂纹尺寸,筛选小尺寸下 SIF 谱进行训练,外推大裂纹尺寸下的 SIF 谱;(3) 对各裂纹尺寸各随机载况下的 SIF 谱进行训练,用从中随机选取的 SIF 数据预报余下全部数据。

首先预报特定尺寸各随机载况的 SIF 谱。神经网络输入参量决定了网络模型的计算精度。因此,在可能范围内应保证输入特征参数最大化。参数配置上,输入层分别为波浪频率、航向角正弦值、航向角余弦值、热点应力四组初始参数,隐藏层节点个数为 10,输出层为应力强度因子。输入层映射至隐藏层的学习概率设置为 0.01,隐藏层映射至输出层的学习概率设置为 0.001,迭代次数为 2000 次,动量项修正因子参数值为 0.1。由于传统的 WNN 模型采用梯度下降算法,在网络训练中阈值随机初始化,容易在参数更新时陷入局部最小值,为了消除阈值局部最小值造成的预测数据漂移,引入遗传算法对小波网络模型进行参数优化,如图 5 所示。

为了保证模型训练的顺利进行,对 SIF 谱进行数据处理。将数据高度规则化的波浪频率、航向角正余弦值和裂纹尺寸添加白噪声,在原有数据基础上增加 0.005 大小的波动范围。对图 4 中 5 mm 裂纹数据随机打乱,从中选取 80 组数据作为训练集,46 组数据作为测试集。利用训练集数据训练模型,预测应力强度因子,并与测试集数据进行对比,结果如图 6 所示。

由图 6 可知,在给定裂纹尺寸下预报各波浪频率和浪向角下的应力强度因子与实际结果十分相近。由于训练集与测试集数据各自保持独立,因此可认为 GAWNN 网络对特定尺寸下不同波浪频率

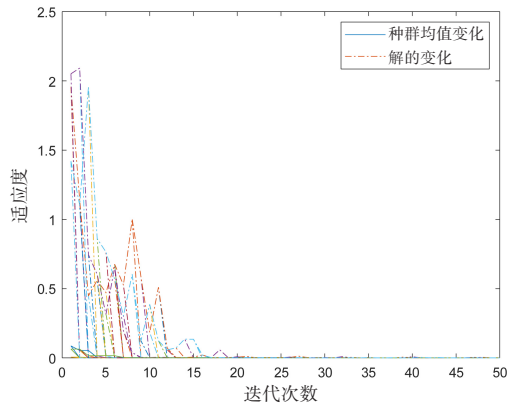


图5 遗传算法优化参数

Fig.5 Optimization parameters of the genetic algorithm

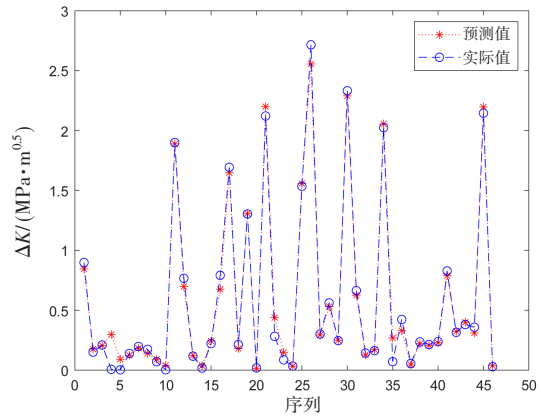


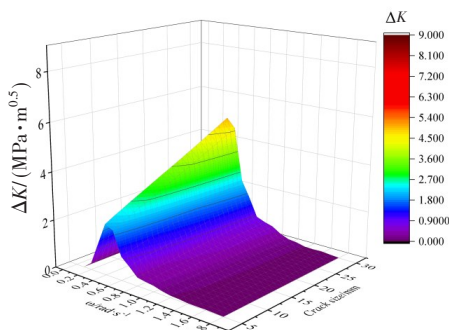
图6 预测应力强度因子与实际应力强度因子对比

Fig.6 Predicted stress intensity factor versus actual stress intensity factor

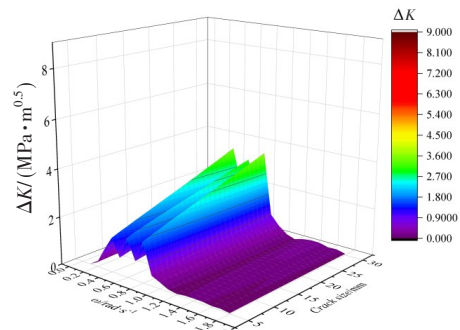
和航向角下 SIF 谱的预报效果较好,表明该模型可在不同波浪频率和航向角下进行应力强度因子的预测,可解决复杂载况条件下应力与应力强度因子之间的一致关系。

在实际应用时,裂纹尺寸是不断变化的,相同载况条件下应力强度因子随裂纹尺寸增大而增加,在采用 GAWNN 网络预报裂纹扩展时,仍需要考虑裂纹尺寸的影响。本文在该 SIF 谱方法的基础上进一步建立各尺寸随机载况的 SIF 谱。

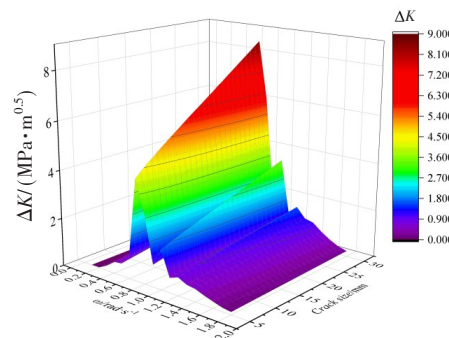
随机载况条件通过变更航向角和波浪频率两变量的组合得以实现。设定裂纹扩展步长 Δa 为 1 mm,航向角 θ 取值范围为 $0^\circ \sim 180^\circ$,每间隔 30° 取值;波浪频率为 $0.1 \sim 1.8$ rad/s,每间隔 0.1 rad/s 取值。调用 ANSYS 批处理计算应力强度因子,建立各尺寸各随机载况下的 SIF 谱,如图 7 所示。其中,航向角为 90° 时 SIF 整体较小,表明 90° 航向角时第一主应力方向与裂纹方向较接近,裂纹扩展较慢, 120° 和 60° 航向角时 SIF 值较大,裂纹扩展速率较快。 180° 和 0° 航向角下 SIF 谱具备相似性,可验证计算结果的准确性。波浪频率方面,在 $0.3 \sim 1.0$ rad/s 时 SIF 较大,波浪频率过大或过小时 SIF 值均较小。



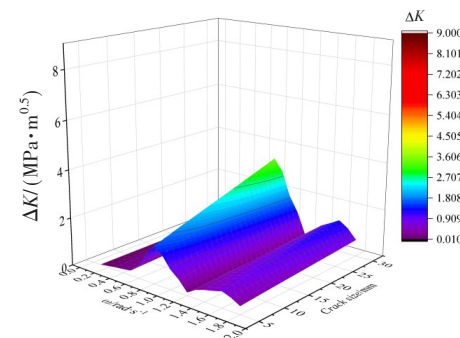
(a) 180°航向角



(b) 150°航向角



(c) 120°航向角



(d) 90°航向角

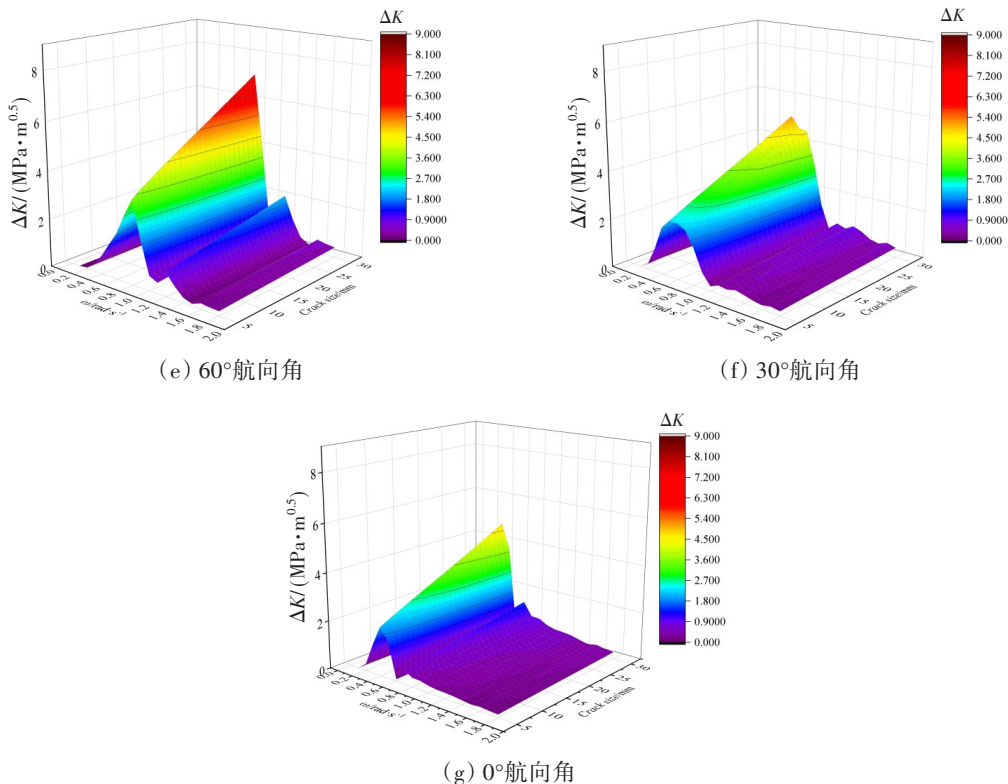


图7 不同裂纹尺寸各随机载况下的SIF谱

Fig.7 SIF spectra under different random loading conditions for different crack sizes

将图7中 $18 \times 7 \times 26 = 3276$ 组数据打乱混合,建立SIF谱数据库。参数配置同上述训练过程,仅在输入层添加裂纹尺寸信息,裂纹尺寸添加相同大小的白噪声。选取5~25 mm裂纹尺寸下的SIF谱随机打乱生成训练集,余下26~30 mm的SIF谱随机打乱生成测试集,输入GAWNN模型计算。由于测试集数据较多,在此选取200个训练结果,如图8所示。

将全寿命期所有数据进行训练,随机选取其中的 X 组数据,预报余下的 Y 组数据。将 X 与 Y 样本量产生的误差值进行统计,为直观地观察预报精度,引入平均相对变动值 ARV 来评估该模型,计算训练集数据和预测集数据的均方根误差RMSE,得到的结果如表1所示。

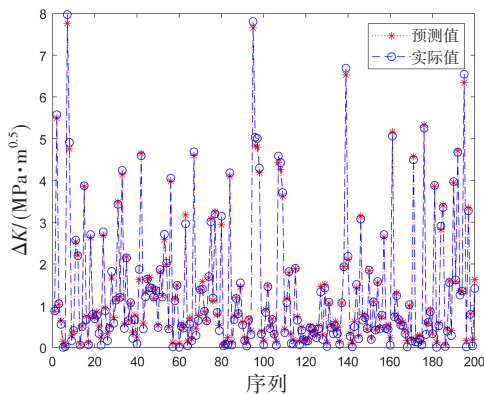


图8 小尺寸SIF谱外推大尺寸SIF谱(200数据点)
Fig.8 Large-size SIF spectrum extrapolated from small-size SIF spectrum (200 points)

表1 不同样本数量的网络预测效果

Tab.1 Effect of different sample size on the prediction precision

X/Y	拟合均方误差	预测均方误差	ARV
500/2776	2.1131	6.1381	0.0087
1000/2276	1.9877	3.0408	0.0027
1500/1776	2.0051	2.3983	0.0022
2000/1226	2.3740	1.8954	0.0018
2500/776	2.4355	1.5015	0.0020
3000/276	2.8072	0.8897	0.0019

表1中数据均为三次计算后取均值。整体来看,不同样本数量下拟合均方误差和预测均方误差值均较小,文中均方误差均为个位量级,可认为引入遗传算法优化的小波网络在该模型上可靠性较好。表中随着训练集样本数 X 的增加,预测均方误差呈现降低趋势,体现了训练集样本越多,预报精度越高的趋势。拟合均方误差相对保持在均衡水平,则与训练集数据的离散程度相关。

此外,相对平均变动值 $ARV^{[19]}$ 也可以评价模型的代理精度:

$$ARV = \frac{\sum_{i=1}^n [x(i) - \hat{x}(i)]^2}{\sum_{i=1}^n [x(i) - \bar{x}]^2} \tag{9}$$

式中, n 表示预测集样本点数, $x(i)$ 是真实值, $\hat{x}(i)$ 表示代理模型的预测值, \bar{x} 表示真实值的平均值。 ARV 在 $[0, 1]$ 之间,即认为本次预测是有效的, ARV 越小,表示预测精度越高,最理想的情况即 ARV 为0。由表1可知,GA-WNN的相对变动平均值 ARV 随 X 值增大而增加,当训练样本数 X 达到1500之后, ARV 大小趋于稳定,表明该模型已达到精度上限。

2.3 SIF 范围分布序列的构建

断裂力学方法需计算不同循环周次下的裂纹扩展量。本文通过谱分析方法将图7显示的各裂纹尺寸各随机载况下的SIF谱,构建满足Rayleigh分布的短期海况下的SIF范围序列,采用各短期海况概率相加获取SIF范围的长期分布。

选取北大西洋散布图作为随机海况,并采用两参数P-M谱描述随机波浪载荷输入。两参数P-M谱波浪表达式为

$$S_{\eta}(\omega|H_s, T_z) = \frac{H_s^2}{4\pi} \left(\frac{2\pi}{T_z}\right)^4 \omega^{-5} \exp\left(-\frac{1}{\pi} \left(\frac{2\pi}{T_z}\right)^4 \omega^{-4}\right) \tag{10}$$

$$S_{sif}(\omega|H_s, T_z, \theta) = |H_{sif}(\omega|\theta)|^2 S_{\eta}(\omega|H_s, T_z) \tag{11}$$

式中, H_s 和 T_z 分别为北大西洋波浪散布图的有义波高和过零周期, H_{sif} 是SIF传递函数。在此P-M波浪谱的输入下,通过 H_{sif} 传递函数将波浪谱 $S_{\eta}(\omega|H_s, T_z)$ 转换为SIF谱 $S_{sif}(\omega|H_s, T_z, \theta)$ 。

由ABS谱分析指南^[20]计算任意裂纹尺寸和航向角条件下的 S_{sif} 谱矩,

$$\lambda_n = \int_0^{\infty} \left|\omega - \frac{\omega^2 U \cos \theta}{g}\right|^n S_{sif}(\omega|H_s, T_z, \theta) d\omega \tag{12}$$

其中,零阶谱矩和二阶谱矩可表示Rayleigh分布参数 σ_x 和平均跨零周期 T ,计算公式为

$$\sigma_x = \sqrt{\lambda_0} \tag{13}$$

$$T = 2\pi \sqrt{\frac{\lambda_0}{\lambda_2}} \tag{14}$$

根据文献[21],将海况持续时间定为两个小时可满足波浪的短期分布条件,采用短期海况概率组合得到波浪的长期分布。短期海况下波为零均值窄带的随机过程,由线性假设,可得到如下满足Rayleigh分布的SIF幅值概率密度表达式:

$$s(K) = \frac{K}{\sigma_x^2} \exp\left(-\frac{K^2}{2\sigma_x^2}\right) \tag{15}$$

式中, K 为SIF幅值。一般认为SIF范围可简化为SIF幅值的两倍,则SIF范围概率密度表达式为

$$s_{\Delta K}(\Delta K) = \frac{\Delta K}{4\sigma_x^2} \exp\left(-\frac{\Delta K^2}{8\sigma_x^2}\right) \tag{16}$$

SIF范围概率密度图如图9所示。根据SIF范围概率密度获取SIF范围通常有两种:一是生成伪随机数的离散序列,其分布满足概率密度函数;二是等距划分,对所产生的等距SIF范围序列计算时乘上

概率密度函数。由于本文在裂纹扩展阶段选取等 Δa 法,故选择第二种处理方法更方便。

3 基于遗传优化小波网络预报结果的裂纹扩展预报

将上文采用谱分析方法获取的 SIF 短期分布序列代入裂纹扩展模型,为简化计算,此处选用单一直线模型^[22]进行计算,该裂纹扩展模型表达式如下:

$$\frac{da}{dN} = C \left[(\Delta K)^m - (\Delta K_{th})^m \right] \quad (17)$$

按概率密度函数计算 SIF 序列对应的每个 da 离散数值并取积分,由式(19)计算第 i 个短期海况下的平均循环次数 ΔN_i ,根据式(18)计算得到第 i 个短期海况下的裂纹扩展量 $da(i)$:

$$da(i) = \Delta N_i \cdot C \left\{ \int_0^\infty \frac{da}{dN}(x) \cdot s_{i\Delta K}(x) dx \right\} \quad (18)$$

$$\Delta N_i = \frac{\Delta T_i}{T_i} \quad (19)$$

式中, ΔT_i 为第 i 个短期海况的持续时间, T_i 为平均过零周期。

对全部短期海况下的裂纹扩展量,按照波浪散布图上海况出现概率计算每一短期海况内的期望值。当裂纹扩展量达到给定步长 Δa 时,再调用对应裂纹尺寸 $a + \Delta a$ 下的 SIF 谱进行上述步骤计算。当裂纹扩展尺寸达到临界裂纹尺寸时,扩展终止。

为直观对比 GAWNN 与 FEA 法得到的 SIF 谱在用于计算裂纹扩展时的差别,保持其他参量固定,得到各航向角时的裂纹扩展曲线,如图 10 所示。对比发现, GAWNN 方法计算所得结果相比 FEA 法所得结果更保守,在任意航向角下采用 GAWNN 网络预报的 SIF 谱与有限元分析得到的 SIF 谱计算裂纹扩展量误差均较小。基于上述数据可得出:可采用 GAWNN 获取不同裂纹尺寸,不同随机载况下的 SIF 谱可替代 FEA 方法直接计算得到 SIF 谱进行裂纹扩展分析。

GAWNN 训练时设定步长为 1 mm,与有限元法保持相同,即得到 5~30 mm 的 SIF 谱。由于每个短期海况下裂纹扩展量十分微小,基于等 Δa 方法的裂纹扩展计算相比 CBC 方法极大地缩小了计算成本,即使步长 Δa 进一步细化,也不会造成计算成本的大幅增加。由图 10 可发现, 90° 航向角时裂纹扩展速率较慢,若步长选定较大可能会导致计算结果偏离真实条件。而当裂纹增量较小时,可认为应力强度因子计算时的应力强度因子系数 $g(a, c)$ 和裂纹长度 a 几乎保持不变,因此对步长 Δa 进行细化,设定为 0.01 mm,得到上述 GAWNN 预报结果采用等 Δa 方法计算该热点位置随机载况下的裂纹扩展曲线,如图 11 所示。图 11 中纵坐标为裂纹尺寸信息 a ,横坐标为考虑

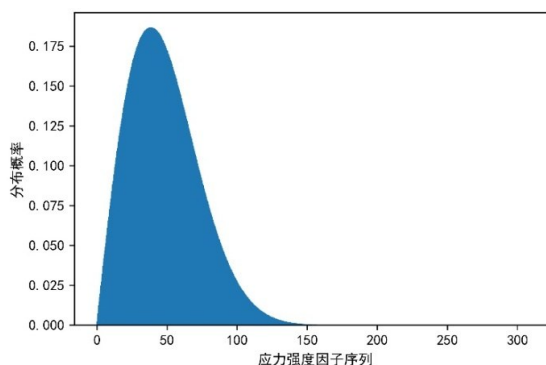


图 9 SIF 范围概率密度图

Fig.9 SIF range probability density

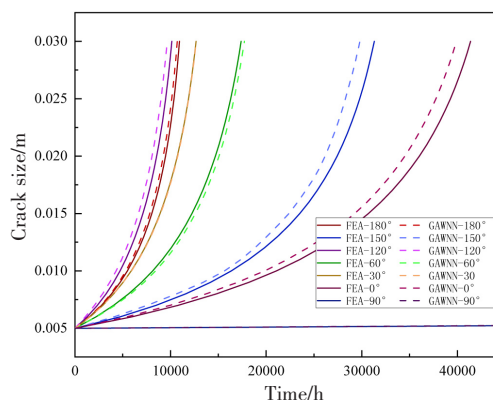


图 10 恒幅条件下裂纹扩展曲线对比

Fig.10 Comparison of crack propagation curves under constant amplitude conditions

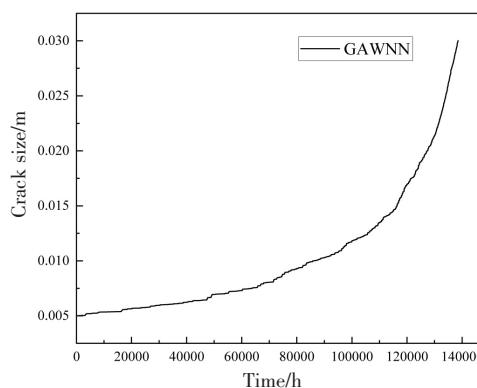


图 11 随机载荷下裂纹扩展曲线

Fig.11 Crack propagation curve under random loading

运营系数在内的总服役时间。训练参数上,GAWNN网络输入参量为1500个数据点,输出集为1772个数据点,通过GAWNN方法得到SIF谱并进行谱分析和裂纹扩展分析,在与有限元法保持相同步长且不降低精度的前提下,同比减少了55%的计算量。

4 结 论

本文采用GAWNN模型对应力强度因子谱进行了预报,并结合裂纹扩展率单一曲线模型进行了裂纹扩展分析。结论如下:

(1) GAWNN模型对各随机载况下的SIF谱可较好预测,利用部分数据预报剩余数据可减少有限元分析次数,提高计算效率;

(2) 训练集样本点数量影响GAWNN模型的预报精度,当训练集样本数达到1500时模型精度已满足要求,继续增加样本点数量,精度增加较缓;

(3) 基于GAWNN模型预报的SIF谱相比有限元法计算的SIF谱在进行裂纹扩展分析时,相同循环周次裂纹扩展量略大,结果相对保守。

但本文研究内容未跳出经典断裂力学理论框架,仍依赖部分有限元数据作为支撑,如何通过数据驱动跳出理论模型,实现数据导向的自增式运算是机器学习与断裂力学相结合值得关注的重点内容。此外,对于表面裂纹,能否在随机载荷条件下计算裂纹扩展量的同时实现裂纹扩展角的预报也具有研究意义。

参 考 文 献:

- [1] 陈传尧. 疲劳与断裂[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
Chen Chuanyao. Fatigue and fracture[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2002. (in Chinese)
- [2] 何文涛. 船体结构疲劳裂纹扩展及其可靠性分析直接计算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.
He Wentao. Research on fatigue crack propagation and reliability analysis of hull structure[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015. (in Chinese)
- [3] Yan X, Huang X, Huang Y, et al. Prediction of fatigue crack growth in a ship detail under wave-induced loading[J]. Ocean Engineering, 2016, 113: 246-254.
- [4] Sumi Y. Fatigue crack propagation in marine structures under seaway loading[J]. International Journal of Fatigue, 2014, 58 (58): 218-224.
- [5] 甄春博, 任慧龙, 冯国庆. 三体船典型节点Weibull分布形状参数估计[J]. 武汉理工大学学报, 2012, 34(7): 57-60.
Zheng Chunbo, Ren Huilong, Feng Guoqing. Estimation of shape parameters of Weibull distribution at typical nodes of trimarans[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2012, 34(7): 57-60. (in Chinese)
- [6] 马网扣, 王志青, 张海彬. 深水半潜式钻井平台节点疲劳寿命谱分析研究[J]. 海洋工程, 2008(3): 1-8.
Ma Wangkou, Wang Zhiqing, Zhang Haibin. Fatigue life spectrum analysis of joints of deepwater semi-submersible drilling platform[J]. Ocean Engineering, 2008(3): 1-8. (in Chinese)
- [7] 程 成, 赵 吉, 韦喜忠, 等. 基于谱分析的薄膜型LNG船整船疲劳强度评估[J]. 船海工程, 2021, 50(6): 1-5+9.
Cheng Cheng, Zhao Ji, Wei Xizhong, et al. Fatigue strength evaluation of whole thin film LNG ship based on spectral analysis [J]. Ship and Ocean Engineering, 2021, 50(6): 1-5+9.
- [8] 崔维成, 祁恩荣, 黄小平. 船舶结构强度预报/评估方法的现状和未来发展趋势[C]//中国造船工程学会船舶力学学术委员会2005年船舶结构力学学术会议论文集, 2005.
Cui Weicheng, Qi Enrong, Huang Xiaoping. Current situation and future development trend of ship structural strength prediction/evaluation methods[C]//Proceedings of the 2005 Ship Structural Mechanics Academic Conference, Academic Committee on Ship Mechanics, 2005. (in Chinese)
- [9] 闫小顺, 黄小平, 崔维成. 海洋结构物疲劳裂纹扩展寿命的一种工程预报方法[J]. 船舶力学, 2016, 20(3): 323-334.
Yan Xiaoshun, Huang Xiaoping, Cui Weicheng. An engineering prediction method for fatigue crack propagation life of ma-

- rine structures[J]. Journal of Ship Mechanics, 2016, 20(3): 323–334. (in Chinese)
- [10] 闫小顺. 船海结构物疲劳裂纹扩展寿命与可靠性预报方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
Yan Xiaoshun. Research on fatigue crack propagation life and reliability prediction method of marine structures[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015. (in Chinese)
- [11] 张永矿. 数值积分和谱方法在海洋结构物疲劳裂纹扩展中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2018.
Zhang Yongkuang. Application of numerical integration and spectral methods in fatigue crack propagation of marine structures[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018. (in Chinese)
- [12] 张永矿, 黄小平, 余宏淦. 随机载荷下船海结构物疲劳裂纹扩展寿命数值计算方法研究[J]. 船舶力学, 2020, 24(7): 942–950.
Zhang Yongkuang, Huang Xiaoping, Yu Honggan. Study on numerical method of fatigue crack propagation life of marine structures under random load[J]. Journal of Ship Mechanics, 2020, 24(7): 942–950. (in Chinese)
- [13] 潘 翀, 陈伟根, 云玉新, 等. 基于遗传算法进化小波神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2007(13): 88–92.
Pan Chong, Chen Weigen, Yun Yuxin, et al. Fault diagnosis of power transformer based on genetic algorithm evolved Wavelet neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007(13): 88–92. (in Chinese)
- [14] 李建平. 小波分析与信号处理—理论, 应用及软件实现[M]. 重庆: 重庆出版社, 1997.
Li Jianping. Wavelet analysis and signal processing: Theory, application and software implementation[M]. Chongqing: Chongqing Press, 1997. (in Chinese)
- [15] Azghadi S M R, Bonyadi M R, Shahhosseini H. Gender classification based on feed forward backpropagation neural network [C]/International Conference on Artificial Intelligence & Innovations: From Theory to Applications. OAI, 2007.
- [16] 廖 贞, 杨 冰, 秦亚航, 等. 基于遗传小波神经网络的疲劳短裂纹演变规律研究[J]. 铁道学报, 2018, 40(5): 66–72.
Liao Zhen, Yang Bing, Qin Yahang, et al. Research on evolution of fatigue short cracks based on genetic wavelet neural network [J]. Journal of Railway Science, 2018, 40(5): 66–72. (in Chinese)
- [17] 王小川. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
Wang Xiaochuan. MATLAB neural network analysis of 43 cases[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2013. (in Chinese)
- [18] Zhong A Y, Huang A X, Wang B F. Fatigue crack propagation prediction for marine structures based on a spectral method[J/OL]. Ocean Engineering, 2018, 163:706–717. DOI:10.1016/j.oceaneng.2018.06.032.
- [19] 张 宇, 黄小平, 闫小顺. 基于神经网络和粒子群算法的环肋圆柱壳优化设计[J]. 舰船科学技术, 2016(5): 5–9.
Zhang Yu, Huang Xiaoping, Yan Xiaoshun. Optimization design of ring ribbed cylindrical shell based on neural network and particle swarm arithmetic[J]. Ship Science and Technology, 2016(5): 5–9. (in Chinese)
- [20] ABS. Guide for spectral-based fatigue analysis for vessels[S]. USA, 2016.
- [21] Kawabe H. Contribution of supposed wave condition on the long-term distribution of a wave-induced load[J]. Journal of Marine Science & Technology, 2002(6): 135–147.
- [22] 黄小平, 贾贵磊, 崔维成, 等. 海洋钢结构疲劳裂纹扩展预报单一扩展率曲线模型[J]. 船舶力学, 2011, 15(Z1): 118–125.
Huang Xiaoping, Jia Guilei, Cui Weicheng, et al. Single propagation rate curve model for fatigue crack propagation prediction of marine steel structure[J]. Journal of Ship Mechanics, 2011, 15(Z1): 118–125. (in Chinese)