

结构应力逆向推演模型及其不确定度定量分析

朱全华^{1,2}, 张涛^{1,2}, 汪雪良^{1,2}, 蒋镇涛^{1,2}, 岳亚霖^{1,2}

(1.南方海洋科学与工程广东省实验室(广州), 广东 广州 5114581;

2.中国船舶科学研究中心, 江苏 无锡 214082)

摘要: **目的** 针对现有结构安全在线监测与评估方法存在的短板, 结合人工智能方法探索新的解决方案。提出一种基于有限测点应力逆向推演整体结构应力分布的方法, 以数据驱动的模式, 基于神经网络技术搭建算法模型。**方法** 以结构有限元仿真数据为基础, 运用相关性分析方法, 获取代表结构响应特征的有限个测点, 利用神经网络方法构建基于有限测点应力推演结构全场应力分布的算法模型。**结果** 以科学试验平台的连接器结构为对象, 开展该算法模型的应用研究, 并且对该应用实例下的算法模型开展不确定度分析, 推演结果的相对不确定度 $u_{95\text{rel}}$ 为 8.6%。**结论** 该算法模型的推演结果正确反映了结构总体响应特征。从建模过程角度分析, 该算法模型的不确定度来源主要包括相关性分析方法、神经网络建模以及模型收敛条件 3 个方面。

关键词: 结构安全监测; 结构应力; 逆向推演; 数字模型; 相关性分析; 神经网络; 不确定度

中图分类号: 000

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2023)03-0069-08

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2023.03.009

Reverse Deduction Model of Structural Stress and Quantitative Analysis of Its Uncertainty

ZHU Quan-hua^{1,2}, ZHANG Tao^{1,2}, WANG Xue-liang^{1,2}, JIANG Zhen-tao^{1,2}, YUE Ya-lin^{1,2}

(1. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Guangzhou), Guangdong Guangzhou 511458, China;

2. China Ship Scientific Research Center, Jiangsu Wuxi 214082, China)

ABSTRACT: The work aims to explore an artificial intelligence method for solving the shortcomings of structural safety online monitoring and evaluation and propose a method for reversely deducing the stress distribution of the whole structure based on limited measuring points, so as to build a data-driven algorithm model based on neural network technology. Firstly, based on the finite element simulation data of the structure, a limited number of measuring points representing the structural response characteristics were obtained by the correlation analysis method. Then, neural network method was adopted to build the algorithm model of deducing stress distribution in the whole field of structure based on limited measuring points. With the connector structure of Scientific Research & Demonstration Platform (SRDP) as the object, the application of the algorithm model was studied,

收稿日期: 2022-05-25; 修订日期: 2022-07-27

Received: 2022-05-25; Revised: 2022-07-27

基金项目: 南方海洋科学与工程广东省实验室(广州)人才团队引进重大专项(GML2019ZD0502)

Fund: Key Special Project for Introduced Talents Team of Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Guangzhou) (GML2019ZD0502)

作者简介: 朱全华(1991—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为船舶与海洋结构物的载荷与安全可靠性。

Biography: ZHU Quan-hua(1991-), Male, Master, Engineer, Research focus: load and safety reliability of ships and marine structures.

引文格式: 朱全华, 张涛, 汪雪良, 等. 结构应力逆向推演模型及其不确定度定量分析[J]. 装备环境工程, 2023, 20(3): 069-076.

ZHU Quan-hua, ZHANG Tao, WANG Xue-liang, et al. Reverse Deduction Model of Structural Stress and Quantitative Analysis of Its Uncertainty[J]. Equipment Environmental Engineering, 2023, 20(3): 069-076.

studied, and the uncertainty analysis of the algorithm model in this application case was carried out. Relative uncertainty $u_{95\text{rel}}$ of the deduced results was 8.6%. The deduced results of this algorithm model correctly reflect the overall response characteristics of the structure. According to the modeling process, the uncertainty mainly results from correlation analysis method, neural network modeling and model convergence condition.

KEY WORDS: structural safety monitoring; structural stress; reverse deduction; digital model; correlation analysis; neural network; uncertainty

现有的结构安全在线监测与评估方法^[1-10]通常基于结构设计图纸开展强度分析,设定安全阈值,当传感器超过阈值后,发出相应级别的预警。这种做法存在诸多问题:

1) 现有做法与结构真实力学性能存在“差异性”。实际上结构受腐蚀、疲劳、老化等因素影响,承载力随服役时间的增长而退化,而现有做法基于设计状态设定阈值。

2) 现有做法带有“固定性”。在检修阶段结构不可避免地存在修补和替换,而计算新阈值缺少描述当前状态的结构模型。

3) 现有做法存在“离散性”。只有布置传感器的位置才能得到监测,无法对全局进行监测和评估,实际上诸多结构损伤点在设计阶段均未得到关注。

解决上述问题的关键在于,建立当前状态的结构数字模型,构建虚拟-实体融合式结构安全监测技术。该技术从动态角度分析结构性能,它通过在虚拟空间建立与实体当前状态高度等价的虚拟数字模型,基于数字模型支撑结构的安全评估。数字模型是利用计算机表述实体的技术载体,包括3个维度:数据、连接(算法)和仿真。数据即记录实体全周期、全要素数据,通常以数据库形式存在,它是重构实体任意时间段真实状态的基础;连接算法是指从全周期历史数据中提取描述实体相关规律的表达方式,通常为人工智能模型算法;仿真则是实体状态最直观的表达形式,通常用于仿真计算与三维可视化。数据、连接和仿真三者是数字模型的必要非充分条件,以连接算法为内核的代理模型与仿真模型均能作为表征实体状态的数字模型。

本文运用人工神经网络方法,利用应力仿真数据建立表征结构的数字模型,该模型目的是基于有限测点应力推演整体结构应力分布,从而将“对点监测”提升为“对应力场监测”。以“永乐科考”号科学试验平台的连接器结构为对象,基于该数字模型开展连接器结构全场应力逆向推演计算。针对该数字模型推演结果的不确定度开展定量分析,并基于算法模型的创建过程分析不确定度来源。

1 应力逆向推演数字模型

应力逆向推演模型构建的技术思路是以数据驱

动的模式,基于神经网络技术搭建算法模型,从数据层面入手,抽象实体的机理、规律。总体技术思路如图1所示,以结构的有限元仿真数据为基础,首先从相关性分析的角度,借助数据变化、数据存储、数据变换等数据处理手段建立选点算法,抽取能够代表结构响应特征的少量离散单元作为特征点;然后,利用神经网络能够映射数据的非线性关系的优势,构建基于特征点应力逆向推演全场应力的神经网络模型;最后,加入模型收敛条件,确保算法模型推演结果的精度达到要求。

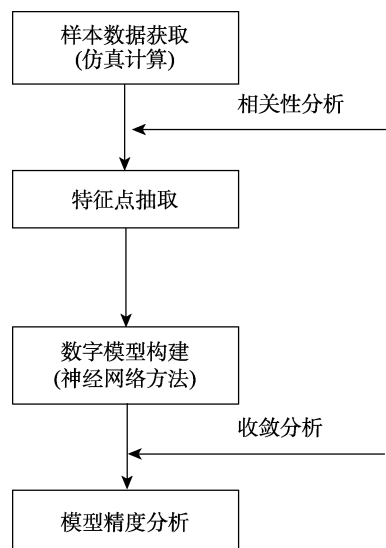


图1 算法模型构建思路
Fig.1 Building idea of algorithm model

1.1 选点方法原理

选点方法的目的是通过相关性分析^[11-15]选出能够代表结构应力响应特征的单元作为测点,基本思路是选取结构上具备线性无关、应力值较大的单元。本文采用 Pearson 相关系数 (Pearson Correlation Coefficient) 来度量变量的线性相关程度, Pearson 相关系数的计算公式为:

$$COR(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

式中: n 表示样本数量 (即载荷工况数量); X 、 Y 分别表示任意 2 个测点的应变值; $\bar{X}$ 、 $\bar{Y}$ 分别表示这 2 个测点在所有载荷工况下的平均值。

Pearson 相关系数是用协方差除以 2 个变量的标准差得到的, 虽然协方差能反映 2 个随机变量的相关程度, 但其数值上受量纲的影响很大, 不能简单地从协方差的数值大小给出变量相关程度的判断。为了消除这种量纲的影响, 于是就有了相关系数的概念。

从的相关度分析图 (图 2) 可以看出, 当相关系数为 1 时, 成为完全正相关; 当相关系数为-1 时, 成为完全负相关。相关系数的绝对值越大, 相关性越强; 相关系数越接近于 0, 相关度越弱。选取 0.95 作

为两者线性相关的阈值。

若结构有限元模型共 m 个单元, 通过计算 m 个单元应力的相关系数, 得到一个系数矩阵($m \times m$)。然后开始选点步骤。

Step1: 从 m 个单元中选取应力值最大的单元作为选取的第一个点, 通过查相关系数矩阵, 删除与该单元强相关的所有单元。

Step2: 从剩下的单元中选取应力值最大的单元, 查相关系数矩阵, 找到并删除与该单元强相关的单元。

Step3: 循环重复第 2 步, 直到相关单元都被删除后, 最后剩下的单元即是应力值最大且线性不相关的单元。

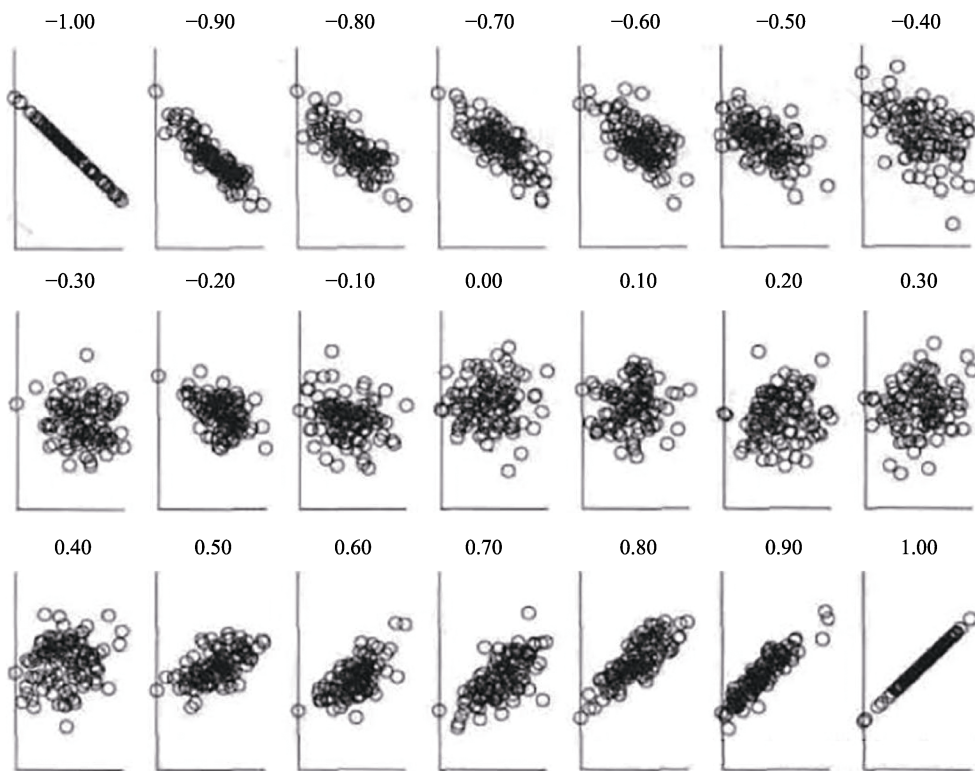


图 2 相关度分析
Fig.2 Correlation analysis diagram

1.2 应力推演神经网络

应力推演神经网络的目标是能够根据前述选点方法选出少量单元的应力值, 输出其他全部单元的应力数据。基于反向传播神经网络 (BPNN) 方法^[16-20]来构建推演模型, 利用神经网络中的神经元 (Neuron) 作为基本的计算单元。

神经元能够接受来自其他神经元的输入或者是外部的数据, 然后计算一个输出。每个输入值都有一个权重 (Weight), 权重的大小取决于这个输入相比于其他输入值的重要性。然后在神经元上执行一个特定的函数 f , 这个函数会将该神经元的所有输入值以

及其权重进行一个操作后得出输出值, 其原理如图 3 所示。

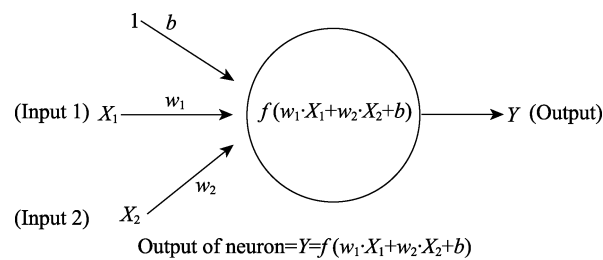


图 3 神经元原理
Fig.3 Principle of neuron

本文的神经网络模型采用全连接 BP 神经网络, 包含输入层、隐藏层和输出层 3 层结构, 如图 4 所示。输入层包含 n 个神经元, 是选点方法获得的 n 个已知单元应力。输出层是 j 个神经元, 即其他所有未知的 j 个单元应力。隐藏层的设计包含 3 层结构, 每层 1 024 个节点。

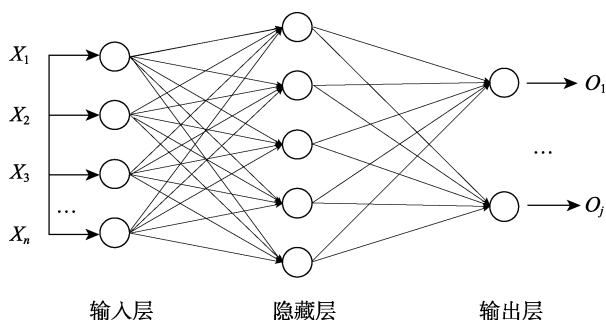


图 4 神经网络结构

Fig.4 Structural diagram of neural network

采用包含 3 个隐藏层的神经网络, 每一层中包含多个节点, 这里用上标表示神经网络的层序, 用下标表示某个样本的节点序。共 i 个测点即 i 个神经网络节点, 这 i 个测点在某个载荷工况下的应力响应组成一个样本的特征向量 $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ 。同时, 数据集包含多个样本, n 个载荷工况即 n 个样本集。 z 表示网络节点在执行线性运算后的结果, a 表示网络节点在执行激活函数(使用双曲正切函数 $\tanh$)后的输出。对于某个样本的特征向量 $\mathbf{x}$, 以第 1 层网络为例, 给出第 1 个节点的计算过程, 如式 (2) 所示。

$$\begin{aligned} z_1^{[1]} &= w_1^{[1]T} \mathbf{x} + b_1^{[1]}, a_1^{[1]} = \sigma(z_1^{[1]}) \\ z_2^{[1]} &= w_2^{[1]T} \mathbf{x} + b_2^{[1]}, a_2^{[1]} = \sigma(z_2^{[1]}) \\ z_3^{[1]} &= w_3^{[1]T} \mathbf{x} + b_3^{[1]}, a_3^{[1]} = \sigma(z_3^{[1]}) \end{aligned} \quad (2)$$

提取 n 个载荷工况下的测点处有限元计算的应力响应结果形成训练样本集, 其特征矩阵为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(n)\}$ 。式 (2) 是以单个样本 $\mathbf{x}$ 为单位进行运算的, 如果要完成对整个样本集的推演则使用向量化计算, 那么 3 层网络的计算过程如式 (3) 所示。

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}^{[1]} &= \mathbf{W}^{[1]} \mathbf{X} + \mathbf{b}^{[1]} \\ \mathbf{A}^{[1]} &= \sigma(\mathbf{Z}^{[1]}) \\ \mathbf{Z}^{[2]} &= \mathbf{W}^{[2]} \mathbf{X} + \mathbf{b}^{[2]} \\ \mathbf{A}^{[2]} &= \sigma(\mathbf{Z}^{[2]}) \\ \mathbf{Z}^{[3]} &= \mathbf{W}^{[3]} \mathbf{X} + \mathbf{b}^{[3]} \\ \mathbf{A}^{[3]} &= \sigma(\mathbf{Z}^{[3]}) \end{aligned} \quad (3)$$

此外, 为了防止过拟合, 在网络中加入了 dropout 层, 用于在网格中随机冻结某些节点权重。通过梯度

下降算法多次迭代更新神经网络每一层节点的权重参数, 减小神经网络输出的误差, 达到最小误差时的参数即是神经网络的权重参数 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{b}$, 循环计算按以下步骤实现。

1) 向前传播计算。从第一层到输出层, 逐层计算网络输出。

2) 计算损失函数 J 。

3) 误差反向传播。从输出层到第一层, 逐层计算各层梯度 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}}$ 和 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}}$ 。

4) 修正权重参数, $\mathbf{W}' = \mathbf{W} - \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}}$, $\mathbf{b}' = \mathbf{b} - \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}}$ 。

5) 反复迭代, 获取达到最小输出误差时的权重参数 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{b}$ 。

在向前传播计算中, 对于 3 层神经网络结构, 用 $g^{[i]}(\mathbf{Z}^{[i]})$ 表示第 i 层的激活函数, 前一层输出作为后一层的输入, 直至输出第 3 层 $\mathbf{A}^{[3]}$, 计算式为:

$$\mathbf{X} \xrightarrow{\mathbf{A}^{[0]}=\mathbf{X}} \dots \rightarrow \mathbf{Z}^{[i]} = \mathbf{W}^{[i]} \mathbf{A}^{[i-1]} + \mathbf{b}^{[i]} \rightarrow \mathbf{A}^{[i]} = g^{[i]}(\mathbf{Z}^{[i]}) \rightarrow \dots \rightarrow \hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{A}^{[3]} \quad (4)$$

在误差向反向传播中, 通过链式求导法则从后向前逐层计算损失函数 J 对权重参数 $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{b}$ 的偏导数 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}}$ 和 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}}$ 。

2 连接器结构应力推演算例

2.1 算例说明

本文选取的结构为单耳连接器, 来源于“永乐科考”号科学试验平台, 该平台是一座由 2 个模块拼接而成的半潜式平台^[21], 如图 5 所示。单耳连接器为 2 个模块连接区域的结构, 多个单耳连接器之间通过销轴连接。单耳连接器是受力最复杂、结构最薄弱的区域, 该区域结构外形不规则, 应力传递具有较强的随机性, 且销轴不具备布放传感器的条件, 因此非常适合采用应力推演模型进行应力监测与评估。单耳连接器的有限元仿真模型如图 6 所示, 模型共计 30 897 个壳单元。

单耳连接器主要承受与销轴之间的剪力, 方向为垂直于销轴孔轴向 360°变化, 如图 7 所示。本文仿真载荷选取 100 个载荷步长 (5、10、15、...、495、500 t, 每 5 t 为一个载荷)、36 个载荷方向 (0°、10°、20°、...、340°、350°, 每 10°为一个方向), 100 个载荷步长和 36 个载荷方向两两组合形成 3 600 个工况。仿真应变用壳单元 x 方向正应变 S_1 、 y 方向正应变 S_2 表示。其中, 任意抽取 2 400 组工况的应变数据作为神经网络模型的训练集, 再从剩余工况中任意抽取 600 组工况的应变数据作为模型过拟合控制的收敛集, 最后剩余

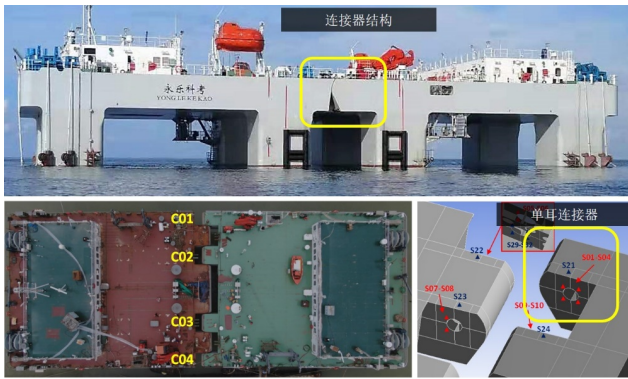


图 5 单耳连接器结构
Fig.5 Structure of single-lug connector

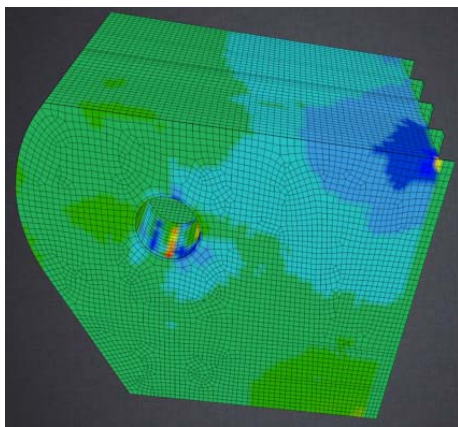


图 6 仿真模型
Fig.6 Simulation model

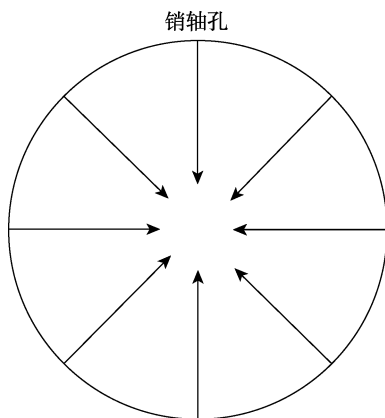


图 7 剪力方向
Fig.7 Direction of shear load

600 组工况的应变数据作为模型推演精度的验证集。

本算例对神经网络模型的过拟合控制(即收敛条件)规定为:神经网络每训练一定数量轮次后,用收敛集来校验推演精度,当某一次校验精度较前一次下降超过 5%时则停止训练,将上一次的训练结果作为最终模型。

2.2 选点数量分析

推演模型的特征点数量对算法效率、算法精度、

实际应用经济性等均产生影响。数量过少可能造成重要特征信息的丢失,导致算法精度较低;数量过多可能造成算法效率低,并且实际应用时将部署更多的传感器而增加成本。因此,首要问题是选取合理数量的特征点。

采用前述基于 Pearson 相关系数的选点方法,从筛选的非相关点中分别选取前 5、10、15、20、25、30、40 个点作为特征点,基于 2 400 组训练集和 600 组收敛集开展模型训练,600 组验证集开展推演精度分析。

从 600 组验证集推演结果的精度上评价选点数量的合理性,包括 2 个评价指标:所有单元推演值与仿真值的相对误差平均值;推演值与仿真值相对误差小于 10% 的单元占比。不同选点数量下的相对误差平均值对比如图 8 所示,实线折线表示正应变 S_1 的相对误差平均值,虚线折线表示正应变 S_2 的相对误差平均值,纵坐标表示相对误差值,横坐标表示选点数量。不同选点数量下相对值误差小于 10% 的点占比如图 9 所示,实线折线表示正应变 S_1 的点占比,虚线折线表示正应变 S_2 的点占比,纵坐标表示占比百分值,横坐标表示选点数量。

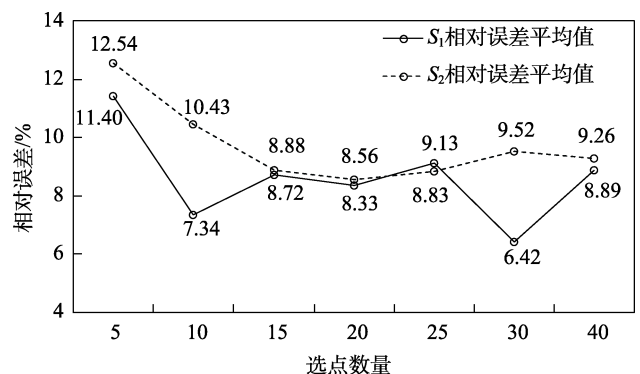


图 8 相对误差平均值对比
Fig.8 Comparison of mean relative error

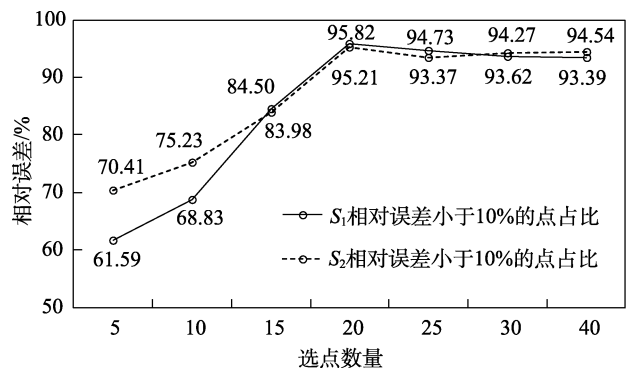


图 9 相对误差小于 10% 的点占比
Fig.9 Percentage of points with the relative error less than 10%

从图 8 和图 9 中可以发现,当选点数量达到 15 个及以上时,2 个方向正应变的相对误差平均值均低

于10%,并且15个点之后相对误差平均值变化幅度不大;当选点数量达到20个及以上时,2个方向正应变相对误差小于10%的点占比都高于90%。综合考虑应用经济性及效果因素,本算例选择20个特征点最佳。

2.3 推演结果分析

采用20个特征单元应力推演剩余30877个单元应力,对600组验证集的应力推演结果进行分析。3组典型载荷工况下30877个单元的推演应变值与仿真应变值的相对误差如图10所示。这3组工况分别为15 t(300°)、100 t(200°)和420 t(60°),即对应小载

荷、中等载荷和大载荷的情况。

从图10中可以看出,全部单元中95%的单元应变推演误差在9%以下,推演误差较大的单元大部分是应变值较小的单元,并且不同载荷工况下均是相同的特征。对于结构整体应力响应,应变值较大的单元代表了结构安全评估最重要的响应特征,而应变值较小的单元通常不构成结构安全评估的重要响应特征。从本算例的推演结果来看,高应变值单元误差较小,部分低应变值单元误差较大。从该角度而言,推演结果可正确反映结构的安全状态,因此认为推演结果可信度较高。

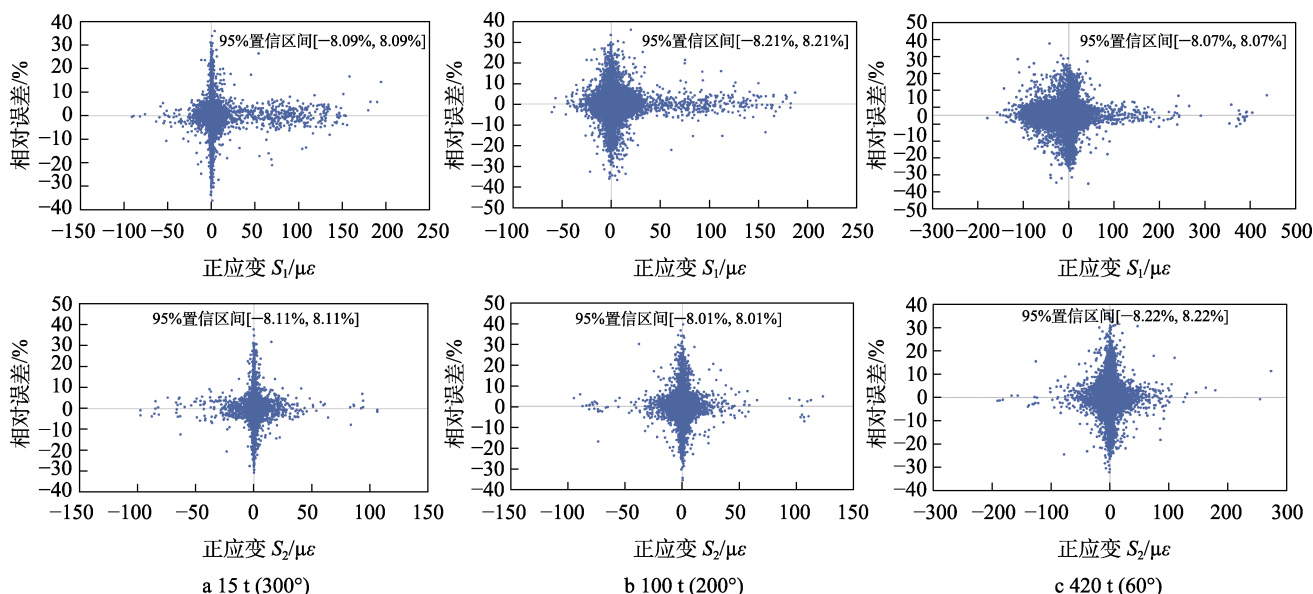


图10 应变推演值与仿真值相对误差

Fig.10 Relative error between deduction and simulation results

3 连接器结构应力推演不确定度分析

3.1 推演结果不确定度定量分析

不确定度^[22-26] U 是对误差 δ 的一个估计,使得误差 δ 包含在区间 $\pm U$ 中的概率为95%。因此,根据2.3节相对误差分析得出的95%置信区间的半宽,即为相

对不确定度大小 u_{95rel} 。例如在图10中15 t(300°)工况下,单元正应变 S_1 推演的相对不确定度 $u_{95rel}(S_1)$ 为8.09%,单元正应变 S_2 推演的相对不确定度 $u_{95rel}(S_2)$ 为8.21%。

该算例600组验证集2个方向正应变推演结果的相对不确定度如图11所示,验证集中所有工况下的

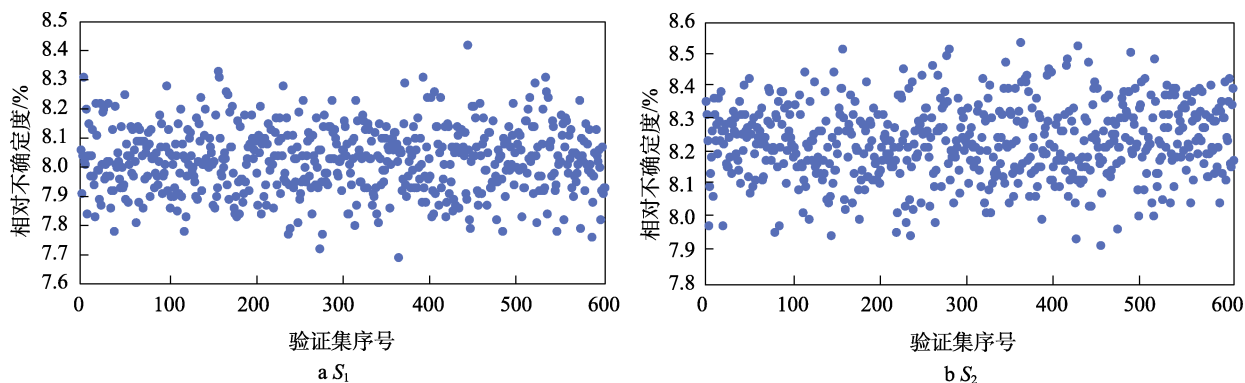


图11 600组验证集推演结果的相对不确定度

Fig.11 Relative uncertainty of deduction results of 600 validation sets

相对不确定度均低于 8.6%。因此, 该算例推演结果的相对不确定度 $u_{95\text{rel}}$ 为 8.6%。

3.2 推演模型不确定度来源

细化该算例的应力逆向推演建模过程, 如图 12 所示。发现其不确定度的来源主要是 3 个方面: 相关性分析方法、神经网络建模以及过拟合控制。

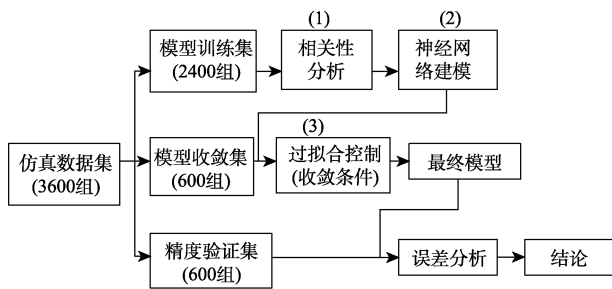


图 12 建模过程细化分析
Fig.12 Detailed modeling process

选点方法方面, 选择的相关性分析方法、相关性阈值、选点策略等均是不确定度大小的重要影响因素。本文采用的相关性分析方法是 Pearson 相关系数法, 其他主要方法还包括 Spearman 相关系数法、Kendall 相关系数法、阈值相关法、最大信息系数法等。相关性阈值是特征点抽取的重要判据, 其大小直接影响选点质量。本文采取的选点策略仅从应力大小这一维度出发, 并未考虑更多维度信息。以上不同方法、阈值、策略等均是改进模型不确定度的研究方向。

神经网络建模方面, 神经网络的类型、结构设计等将影响模型不确定度。本文采用的是反向传播神经网络 (BPNN), 其他主要类型还包括前馈神经网络 (FFNN)、卷积神经网络 (CNN)、递归神经网络 (RNN) 等。同时, 每一种神经网络都存在不同形式的结构设计, 如本文的 BPNN 在隐藏层数量、神经元连接方式上都可有不同的设计。因此, 神经网络模型的架构有非常大的可设计性, 因而其不确定度的来源亦非常广泛。

过拟合控制方面, 模型的训练过程需要收敛条件来生成最终模型, 采取的方法通常是对模型训练精度提出限定要求 (如本文的要求是神经网络每训练一定数量轮次后, 用收敛集来校验推演精度, 当某一次校验精度较前一次下降超过 5% 时则停止训练, 将上一次的训练结果作为最终模型), 而模型训练精度要求将对推演结果的误差产生直接影响, 是不确定度的直接来源。

综上所述, 应力逆向推演模型存在非常多的可设计性, 不同设计要素共同构成模型不确定度的来源, 从不确定度来源角度对数字模型的不确定度进行建模是重要的研究方向。

4 结语

本文利用人工神经网络方法, 构建了基于少量离

散测点应力逆向推演全场应力分布的数字模型, 以“永乐科考”号科学试验平台的单耳连接器结构为算例开展了应用分析, 并且开展了该应用算例的推演结果不确定度定量分析和推演模型不确定度来源分析, 主要结论如下:

1) 结构应力逆向推演模型采用全连接神经网络, 通过基于 Pearson 相关性分析的选点方法抽取代表结构场应力响应特征的若干离散单元作为输入, 从而在任意工况下可输出结构全部单元应力。

2) 单耳连接器结构共计 30 897 个有限单元, 采用 20 个单元应力作为推演模型的输入时最佳, 推演结果中全部单元中 95% 的单元应变推演误差在 9% 以下, 并且推演误差较大的单元大部分是低应变值单元。该算例的推演结果正确反映了结构总体响应特征。

3) 单耳连接器结构应力逆向推演结果的相对不确定度 $u_{95\text{rel}}$ 为 8.6%, 从建模过程角度分析, 其不确定度来源主要包括 3 个方面: 相关性分析方法、神经网络建模以及模型收敛条件。

参考文献:

- [1] RITCH R, FREDERKING R, JOHNSTON M, et al. Local Ice Pressures Measured on a Strain Gauge Panel during the CCGS Terry Fox Bergy Bit Impact Study[J]. Cold Regions Science and Technology, 2008, 52(1): 29-49.
- [2] JEON M, CHOI K, MIN J K, et al. Estimation of Local Ice Load by Analyzing Shear Strain Data from the IBRV ARAON's 2016 Arctic Voyage[J]. International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 2018, 10(3): 421-425.
- [3] LEE T K, LEE J H, KIM H, et al. Field Measurement of Local Ice Pressures on the ARAON in the Beaufort Sea[J]. International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 2014, 6(4): 788-799.
- [4] KANG J W C Y T. Strain Decomposition Method in Hull Stress Monitoring System for Container Ship[J]. Journal of Ship and Ocean Technology, 2003, 7(3): 56-65.
- [5] BUDIPRIYANTO A, HADDARA M R, SWAMIDAS A S J. Identification of Damage on Ship's Cross Stiffened Plate Panels Using Vibration Response[J]. Ocean Engineering, 2007, 34(5/6): 709-716.
- [6] 杨朝龙. 基于 CAN 总线的船舶结构安全监测系统设计与实现[D]. 无锡: 江南大学, 2006.
- [7] 金永兴, 胡雄, 施朝健. 集装箱船舶结构状态监测与评估系统[J]. 上海海事大学学报, 2008, 29(3): 1-4.

- [8] 汪雪良, 顾学康, 魏纳新, 等. 航行船舶在波浪中响应长期监测技术[J]. 舰船科学技术, 2012, 34(2): 59-62.
WANG Xue-liang, GU Xue-kang, WEI Na-xin, et al. Application Research of Long Term Monitoring Technique for Responses of Ship Traveling at Sea[J]. Ship Science and Technology, 2012, 34(2): 59-62.
- [9] 任慧龙, 贾连徽, 甄春博, 等. 船舶结构应力监测与强度评估系统设计[J]. 武汉理工大学学报, 2013, 35(8): 60-65.
REN Hui-long, JIA Lian-hui, ZHEN Chun-bo, et al. Design of Ship Structural Stress Monitoring and Strength Assessment System[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2013, 35(8): 60-65.
- [10] 杨华伟. 深海耐压结构健康监测与在线评估技术研究[D]. 北京: 中国舰船研究院, 2018.
YANG Hua-wei. Structural Health Monitoring and Online Assessment of Deep Sea Pressure Structure[D]. Beijing: China Ship Research and Development Academy, 2018.
- [11] 彭茄苳. 基于关联分析的空间钢结构响应估计方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
PENG Jie-xin. Spatial Steel Structure Response Estimation Method Based on Association Analysis[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [12] 文润发. 基于测点关联分析的结构监测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
WEN Run-fa. Research of Structural Monitoring Methods Based on Correlation[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014.
- [13] ZHOU Hao-miao, DENG Zhi-hong, XIA Yuan-qing, et al. A New Sampling Method in Particle Filter Based on Pearson Correlation Coefficient[J]. Neurocomputing, 2016, 216: 208-215.
- [14] LU Wei, TENG Jun, LI Chao, et al. Reconstruction to Sensor Measurements Based on a Correlation Model of Monitoring Data[J]. Applied Sciences, 2017, 7(3): 243.
- [15] BAKR M A, LEE S. Distributed Multisensor Data Fusion under Unknown Correlation and Data Inconsistency[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2017, 17(11): 2472.
- [16] 谢良才. 基于 BP 神经网络的数据挖掘技术探究及其在煤热转化数据规律分析中的应用[D]. 西安: 西北大学, 2021.
XIE Liang-cai. Research on Data Mining Technology Based on Improved BP Neural Network and Its Application in the Law Analysis of Coal Thermal Conversion Data[D]. Xi'an: Northwest University, 2021.
- [17] NIE WEILI, ZHANG YANG, PATEL A. A Theoretical Explanation for Perplexing Behaviors of Backpropagation-Based Visualizations[EB/OL]. 2018: arXiv: 1805.07039. <https://arxiv.org/abs/1805.07039>
- [18] MARAKHIMOV A, KHUDAYBERGENOV K. Convergence Analysis of Feedforward Neural Networks with Backpropagation Convergence Analysis of Feedforward Neural Networks with Backpropagation[J]. Bulletin of National University of Uzbekistan: Mathematics and Natural Sciences, 2019, 2(2): 77-93.
- [19] WU You-sheng, DING Jun, GU Xue-kang, et al. The Progress in the Verification of Key Technologies for Floating Structures near Islands and Reefs[J]. Journal of Hydrodynamics, 2021, 33(1): 1-12.
- [20] LI Qiang, XU zi yang. Parameter Identification Method Research Based on the BP Neural Network and Space Search[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 513-517: 1165-1169.
- [21] WU Yun, ZENG Zuo-xun. A Rapid Detection Method of Earthquake Infrasonic Wave Based on Decision-Making Tree and the BP Neural Network[J]. International Journal of Information and Communication Technology, 2019, 14(3): 295-307.
- [22] 朱德祥, 张志荣, 吴乘胜, 等. 船舶 CFD 不确定度分析及 ITTC 临时规程的初步应用[J]. 水动力学研究与进展 A 辑, 2007, 22(3): 363-370.
ZHU De-xiang, ZHANG Zhi-rong, WU Cheng-sheng, et al. Uncertainty Analysis in Ship CFD and the Primary Application of ITTC Procedures[J]. Journal of Hydrodynamics (SerA), 2007, 22(3): 363-370.
- [23] ALDOUS L, SMITH T, BUCKNALL R, et al. Uncertainty Analysis in Ship Performance Monitoring[J]. Ocean Engineering, 2015, 110: 29-38.
- [24] NASR DANA E, SLIKA WAEEL G, SAAD GEORGE A. Uncertainty Quantification for Structural Health Monitoring Applications[J]. Smart Structures and Systems, 2018, 22(4): 399-411.
- [25] TEIXEIRA A P, SOARES C G, CHEN Nian-zhong, et al. Uncertainty Analysis of Load Combination Factors for Global Longitudinal Bending Moments of Double-Hull Tankers[J]. Journal of Ship Research, 2013, 57(1): 42-58.
- [26] LECIEUX Y, SCHOEFS F, BONNET S, et al. Quantification and Uncertainty Analysis of a Structural Monitoring Device: Detection of Chloride in Concrete Using DC Electrical Resistivity Measurement[J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2015, 30(3): 216-232.

责任编辑: 刘世忠