

基于子结构模型降阶和数据驱动的 杆塔结构损伤识别方法*

邓 茂¹, 严 波¹, 高英博¹, 杨寒旭¹,
吕中宾², 张 博², 刘光辉²

(1. 重庆大学 航空航天学院, 重庆 400044;
2. 河南省电力公司电力科学研究院, 郑州 450052)

(我刊编委严波来稿)

摘要: 针对受静载作用的输电杆塔大型复杂结构,提出了一种基于子结构模型降阶和数据驱动的损伤回归识别方法.根据杆塔框架结构特征及其在自重和覆冰静载作用下的变形特征划分子结构,确定结构可能出现的损伤状态,定义损伤指标.采用子结构模型降阶方法对含损伤结构的有限元模型进行降阶,形成降阶模型库.进一步,根据杆塔受载特征确定标定载荷,根据变形及破坏模式设计应变传感器布置方案,采用有限元方法计算降阶模型库中所有模型在标定载荷作用下的变形,构建数据集.以传感器测点的应变数据作为输入,损伤指标作为输出,利用 BP 神经网络算法建立损伤回归识别模型,实现杆塔损伤位置识别和损伤指标预测,为杆塔结构健康状态实时监测技术开发奠定了基础.

关键词: 子结构模型降阶; 输电杆塔; 数据驱动; 损伤识别; 回归模型
中图分类号: O34 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.450052

A Damage Identification Method for Transmission Towers Based on Substructure Model Reduction and Data Driving

DENG Mao¹, YAN Bo¹, GAO Yingbo¹, YANG Hanxu¹,
LÜ Zhongbin², ZHANG Bo², LIU Guanghui²

(1. College of Aerospace Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P.R.China;
2. Henan Electric Power Research Institute, Zhengzhou 450052, P.R.China)

(Contributed by YAN Bo, M.AMM Editorial Board)

Abstract: A damage regression identification method for large and complex transmission tower structures subjected to static loads was proposed based on the substructure model reduction and data-driven method. According to the structural features of the transmission tower and its deformation under self-weight and ice loading, the full finite element model for the tower was reduced by means of the sub-structure method, the possible damage modes were predicted and the damage indexes defined. The substructure modeling method was used to

* 收稿日期: 2024-02-29; 修订日期: 2024-03-19

基金项目: 国家电网公司总部科技项目(5500-202324543A-3-2-ZN)

作者简介: 邓茂(1999—),男,硕士生(E-mail: 1621534559@qq.com);

严波(1965—),男,教授,博士,博士生导师(通讯作者. E-mail: boyan@cqu.edu.cn).

引用格式: 邓茂,严波,高英博,杨寒旭,吕中宾,张博,刘光辉. 基于子结构模型降阶和数据驱动的杆塔结构损伤识别方法[J]. 应用数学和力学, 2024, 45(7): 850-863.

reduce the orders of the structure with different damage states, and the order reduction model library was established. The calibration load was determined based on the loading characteristics of the tower, and the strain sensor layout was designed according to the deformation and failure modes. The deformations of all the reduced-order models under calibration loads were numerically simulated with the finite element method, and a dataset was then created. With the data measured by the strain sensors as input and the damage indexes as output, a damage regression identification model was built by the BP neural network algorithm. With the identification model, the damage locations can be recognized and the damage indexes can be quantified. This work lays a foundation for real-time health monitoring of transmission tower structures.

Key words: substructure model reduction; transmission tower; data-driven method; damage identification; regression model

0 引 言

我国大电网已基本建成,穿越冰区线路受覆冰荷载作用,因覆冰导致的杆塔倒塌事故时有发生,2024年初,我国异常气候导致大面积输电线路覆冰,杆塔破坏事故突出,对电网的安全运行造成严重威胁,为确保线路的运行安全,迫切需要研究输电杆塔健康状态实时监测方法,研究杆塔结构损伤快速识别方法具有极其重要的理论意义和工程实用价值。

结构损伤识别包括评估损伤存在性、监测损伤位置和确定损伤程度,通过布置传感器接收数据信息,实现感知、识别和诊断结构的健康状态^[1]。将有限元法和信息技术结合的损伤识别方法在过去三十年取得了不少研究成果^[2-3]。近年来,随着人工智能、大数据与机器学习理论与技术的发展,结构损伤识别从基于结构动力特性数据的范式转向到基于数据驱动和机器学习的大数据范式^[4],构建分类或回归预测模型,实现对结构损伤的预测^[5-6]。Manson等^[7-8]提出利用遗传算法优化人工神经网络作为分类器的结构损伤识别方法,达到了损伤定位和损伤级别检测的目的,并进行了实验验证。Hakim等^[9]用有限元仿真模拟和试验分析得到了工字梁结构的固有频率和振型数据,用于训练人工神经网络模型,实现了双损伤定位和损伤程度预测。另外,基于卷积神经网络的结构条件评估技术已引起了研究工作者的关注^[10-11]。

黄斌等^[12]利用结构静力特性,结合静力凝聚和摄动法提出了一种基于随机有限元模型的梁结构损伤识别方法,通过统计概率求解损伤指数来实现损伤识别,但其效率和精度较低。Lam和Yang^[13]提出了一种利用Bayes概率方法和更新有限元模型的输电杆塔损伤检测方法,对多损伤进行了识别。Qu等^[14]给出了一种损伤指标,为小波包能量和结构模态应变能的两步法检测输电塔构件损伤。Karami-Mohammadi等^[15]建立了一种基于模态振型曲率和连续小波变换的输电杆塔损伤位置检测方法,并利用模型实验验证了该方法。以上研究均利用结构的固有频率或模态进行损伤识别,不能对结构损伤进行实时监测。滕辉等^[16]针对框架结构损伤特征建立了不同的机器学习模型,分析了分类和回归识别对单损伤和多损伤的识别效果。Kouchaki等^[17]采用不同的机器学习分类算法研究了输电杆塔结构的单损伤和多损伤识别。魏佳恒等^[18]提出了基于双向长短时记忆网络的损伤识别方法,实现了输电杆塔损伤定位与模式的分类识别。采用分类算法,要准确地对损伤进行量化,需要大量的样本,特别是在多损伤情况下均有极大的难度。目前,已有的相关研究工作均未采用模型降阶方法,不适合大型复杂结构的损伤识别。

要建立能识别大型复杂结构多位置出现损伤和不同损伤程度的预测模型,需要对含不同位置损伤和不同损伤程度的结构进行大规模计算。模型降阶是提高数值仿真效率的有效途径。模型降阶方法主要有基于物理的模型简化法、投影法和代理模型法等。其中投影法得到了非常广泛的应用,包括缩减基方法^[19-21]、本征正交分解法^[22-23]、模态截断法^[24]、Krylov子空间方法^[25]、子结构法^[26-27]等。对输电杆塔结构特征进行分析发现,采用子结构方法可以实现模型的大幅度降阶,显著提高计算效率。

本文针对输电杆塔这类大型复杂结构,结合含损伤的子结构模型降阶和BP神经网络算法,提出了基于数据驱动的输电杆塔结构损伤实时识别方法。针对结构的多损伤问题,实现了损伤定位和损伤指标的回归预测。以某特高压直流输电杆塔为例,建立了该杆塔的损伤回归识别模型,并通过与损伤分类识别方法比较,验

证了回归识别方法的有效性和优越性.本文方法为大型复杂杆塔结构健康状态实时监测技术的开发奠定了基础.

1 数据驱动结构损伤回归识别方法

1.1 数据驱动损伤识别框架

基于传感器数据驱动的结构损伤识别模型的构建及识别过程如图1所示.首先,针对结构自身特点及其在外载荷作用下的变形和应力特征,分析结构薄弱环节和危险区域,确定可能出现的损伤状态.选择合适的损伤指标反映损伤程度,并根据结构特征和损伤情况将结构划分子结构,对每一种损伤状态下的所有子结构建立有限元模型,通过子结构模型降阶方法对整体结构进行降阶,将所有含损伤子结构降阶模型组集成降阶模型库.根据结构受力情况,确定标定载荷,计算降阶模型库中每一个模型在标定载荷作用下的变形.根据预先确定的结构上的损伤位置,选择合适的传感器类型和布置方案,以损伤结构在标定载荷作用下传感器位置的应变数据作为输入,不同位置的损伤指标作为输出,利用机器学习算法训练损伤预测回归模型.

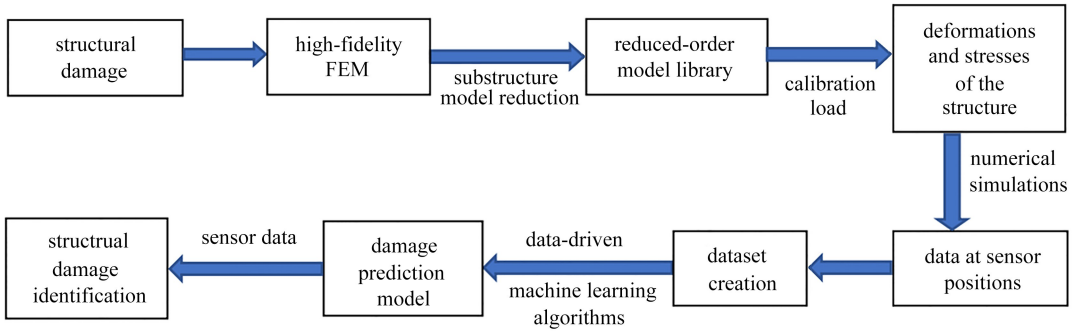


图1 数据驱动结构损伤识别流程图

Fig. 1 The flow chart of data-driven structural damage identification

1.2 结构损伤模型

结构在服役过程中容易在薄弱环节和应力水平高的区域出现损伤.为确定结构运行过程中可能出现的损伤位置,首先计算结构在静载作用下的变形和应力,根据结构特征和变形及应力分布确定损伤位置,再设定能反应结构损伤程度的损伤指标.将每一组损伤位置、数量和指标作为一个独立的损伤状态,可得损伤状态总数为

$$S = 1 + \sum_{k=1}^K C_N^k \times M^k, \quad (1)$$

其中1代表完好无损伤的结构;K是可能同时出现的损伤位置数;N是考虑的损伤位置总数, $K \leq N$; C_N^k 表示排列组合运算;M是每个损伤位置的损伤指标总数,这里假设所有位置的损伤指标总数相同; M^k 表示M的k次方;S表示结构的损伤状态总数.则所有的损伤状态可表示为

$$\mathbf{Y} = \{ \mathbf{Y}_0, (Y_{i,j})_k \mid i = 1, 2, \dots, C_N^k; j = 1, 2, \dots, M^k; k = 1, 2, \dots, K \}, \quad (2)$$

式中 \mathbf{Y}_0 表示无损伤完好状态, $(Y_{i,j})_k$ 表示一个损伤状态,其作为后续模型训练参数.

1.3 含损伤结构模型降阶

首先建立无损伤结构的有限元模型,将结构划分为包含损伤构件的子结构和不含损伤构件的子结构.假设有l个含损伤构件的子结构,m个不含损伤构件的子结构.两类子结构的静力平衡方程为

$$\begin{cases} \mathbf{K}_d \mathbf{a}_d = \mathbf{F}_d & d = 1, 2, \dots, l, \\ \mathbf{K}_c \mathbf{a}_c = \mathbf{F}_c, & c = 1, 2, \dots, m, \end{cases} \quad (3)$$

式中 \mathbf{K}_d 为l个含损伤构件子结构无损伤状态的刚度矩阵, \mathbf{K}_c 为其余m个无损伤构件子结构的刚度矩阵; \mathbf{a}_d 和 \mathbf{a}_c 分别为各含损伤和无损伤子结构所有结点的位移.

对于任意一个含损伤的子结构d,有 $S_d (d = 1, 2, \dots, l)$ 个损伤状态(损伤位置和损伤指标组合), $\sum_{d=1}^l S_d = S$.在损伤位置处的单元引入单元刚度折减系数 α^e 作为损伤指标.在子结构损伤状态 $q (q = 1, 2,$

..., S_d) 下, 损伤单元的刚度矩阵表达为

$$(\mathbf{K}_d^e)^q = (1 - \alpha^e) \mathbf{K}_d^e, \quad (4)$$

其中 \mathbf{K}_d^e 和 $(\mathbf{K}_d^e)^q$ 分别为该单元损伤前后的刚度矩阵, 则该损伤单元的平衡方程为

$$(\mathbf{K}_d^e)^q (\mathbf{a}_d^e)^q = \mathbf{F}_d^e, \quad (5)$$

其中 $(\mathbf{a}_d^e)^q$ 和 \mathbf{F}_d^e 分别为该单元结点的位移和载荷, 该子结构的平衡方程可写成

$$\mathbf{K}_d^q \mathbf{a}_d^q = \mathbf{F}_d^q, \quad (6)$$

其中

$$\mathbf{K}_d^q = \mathbf{K}_d - \sum_{e=1}^{M_e} \alpha^e (\mathbf{G}_d^T \mathbf{K}_d^e \mathbf{G}_d) \quad (7)$$

是该子结构损伤后的刚度矩阵; M_e 为该子结构中的损伤单元数; \mathbf{G}_d 是单元刚度到该子结构刚度矩阵的转换矩阵, 其维度为 $N_l \times N_l$. 任意一个含损伤子结构的每一个损伤状态都需要计算相应的刚度矩阵 \mathbf{K}_d^q , 总共有 $l \times S_d$ 个.

在获得子结构的刚度矩阵后, 即可对所有子结构的内部自由度进行凝聚, 减少子结构自由度, 达到降阶的目的. 将任意含损伤和无损伤子结构的结点分为外部结点和内部结点, 对应的结点位移分别为 \mathbf{a}_b 及 \mathbf{a}_i , 则子结构的平衡方程可写成

$$\begin{bmatrix} \mathbf{K}_{bb} & \mathbf{K}_{bi} \\ \mathbf{K}_{ib} & \mathbf{K}_{ii} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a}_b \\ \mathbf{a}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_b \\ \mathbf{F}_i \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中 \mathbf{F}_b 和 \mathbf{F}_i 分别是外部结点和内部结点上的等效结点载荷, 系数矩阵分别是含损伤子结构各个损伤状态的刚度矩阵 \mathbf{K}_d^q 或无损伤子结构刚度矩阵 \mathbf{K}_c 的分块矩阵. 将式(8)第二行展开并移项可得到

$$\mathbf{a}_i = \mathbf{K}_{ii}^{-1} (\mathbf{F}_i - \mathbf{K}_{ib} \mathbf{a}_b). \quad (9)$$

将式(9)代入式(8)第一行可得到

$$\mathbf{K}_{bi} (-\mathbf{K}_{ii}^{-1} \mathbf{K}_{ib} \mathbf{a}_b + \mathbf{K}_{ii}^{-1} \mathbf{F}_i) + \mathbf{K}_{bb} \mathbf{a}_b = \mathbf{F}_b. \quad (10)$$

移项整理得到该超级单元自由度凝聚后的平衡方程:

$$\mathbf{K}_{bb}^* \mathbf{a}_b = \mathbf{F}_b^*, \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{K}_{bb}^* = \mathbf{K}_{bb} - \mathbf{K}_{bi} \mathbf{K}_{ii}^{-1} \mathbf{K}_{ib}, \quad \mathbf{F}_b^* = \mathbf{F}_b - \mathbf{K}_{bi} \mathbf{K}_{ii}^{-1} \mathbf{F}_i. \quad (12)$$

需将所有子结构的平衡方程变换到同一个整体坐标系中. 整体坐标系中子结构的平衡方程为

$$\mathbf{K}_{bb} \mathbf{a}_b = \mathbf{F}_b, \quad (13)$$

整体坐标系和局部坐标系下的刚度矩阵、结点位移、结点载荷的变换关系为

$$\mathbf{K}_{bb} = \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{K}_{bb}^* \boldsymbol{\lambda}, \quad (14)$$

$$\mathbf{a}_b = \boldsymbol{\lambda}^{-1} \mathbf{a}_b^*, \quad (15)$$

$$\mathbf{F}_b = \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{F}_b^*, \quad (16)$$

其中

$$\boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\lambda}^{(r)} & & & & \\ & \boldsymbol{\lambda}^{(r)} & & & \\ & & \mathbf{0} & & \\ & & & \dots & \\ & & & & \boldsymbol{\lambda}^{(r)} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\lambda}^{(r)} = \begin{bmatrix} l_{xX} & l_{xY} & l_{xZ} \\ l_{yX} & l_{yY} & l_{yZ} \\ l_{zX} & l_{zY} & l_{zZ} \end{bmatrix}, \quad (17)$$

$\boldsymbol{\lambda}$ 为转换矩阵, $\boldsymbol{\lambda}^{(r)}$ 代表第 r 个子结构的一个结点坐标由局部坐标转换为总体坐标系的转换矩阵, $\boldsymbol{\lambda}^{(r)}$ 的个数即为子结构外部节点数. 将凝聚后的所有子结构进行组集, 得到对应损伤状态的结构平衡方程:

$$\mathbf{K} \mathbf{a} = \mathbf{F}. \quad (18)$$

如前所述, 结构具有 S 个损伤状态, 每一个状态都得到式(18)所示的平衡方程.

1.4 标定载荷及数据集

标定载荷是根据结构在不同工况下所受载荷确定的载荷.当存在不同的载荷工况时,可以有多个标定载荷.为了训练损伤识别模型,需要计算降阶模型库中不含损伤和含损伤的每一个模型在标定载荷作用下的变形和应力,输出预先设计的传感器位置的数据,如位移或应变,进而建立用于机器学习的数据集.

假设在 N 个测点处布置传感器,对不同损伤状态的结构计算在所有标定载荷下的响应,得到测点的数据.结构损伤状态 s 对应的测点数据集为

$$\mathbf{X}_s = \{\mathbf{X}_s^1, \mathbf{X}_s^2, \dots, \mathbf{X}_s^p, \dots, \mathbf{X}_s^P \mid \mathbf{X}_s^p = (x_s^{p,n} \mid n = 1, 2, \dots, N)\}, \quad (19)$$

其中 P 是每一种损伤状态的标定载荷组数总和.

机器学习训练的损伤识别模型以模型库中每一个模型测点数据作为输入,每个损伤位置的损伤指标作为输出,则在一种损伤状态下,每个损伤位置对应的损伤指标可表示为

$$\mathbf{Y}_s = \{y_m^1, y_m^2, \dots, y_m^c\}, \quad (20)$$

利用所有模型的测点数据和损伤指标构建获得模型的数据集:

$$D = \{(\mathbf{X}_1, \mathbf{Y}_1), (\mathbf{X}_2, \mathbf{Y}_2), \dots, (\mathbf{X}_s, \mathbf{Y}_s)\}. \quad (21)$$

1.5 BP 神经网络结构损伤回归预测模型

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,其核心思想是将样本特征从输入层进行输入,经过隐藏层处理后通过输出层传出,再将输出的预测值与真实值的误差从最后一层逐层反传来修正各层神经元的参数.BP 神经网络包括输入层、隐藏层、输出层,其结构如图 2 所示.

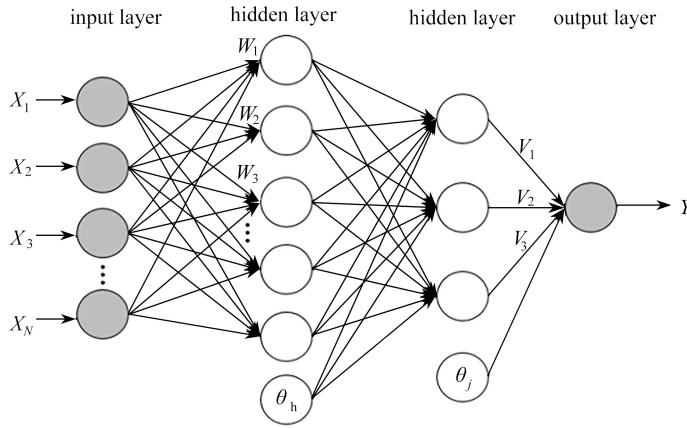


图 2 BP 神经网络算法示意图

Fig. 2 The BP neural network algorithm diagram

输入层至隐藏层之间引入权值 w_i ,并在隐藏层中设置阈值 θ_h ,数据集通过输入层网络,利用公式

$$b_n = \sum_{i=1}^N w_{ni} X_i + \theta_h, \quad n = 1, 2, 3, \dots, N \quad (22)$$

计算得到网络中所有隐藏层节点的值.通过每一层隐藏层计算,最终通过公式

$$Y = \sum_{i=1}^N v_{ni} X_i + \theta_j, \quad n = 1, 2, 3, \dots, N \quad (23)$$

得到输出结果.

回归预测是一种通过学习输入和输出之间的映射关系,然后对新的输入进行预测.由于作为输入的不同损伤位置的传感器测量数据可能存在较大差异,为保障模型训练的精度,首先对传感器数据按下式进行归一化或标准化处理:

$$\hat{X}_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \quad \hat{X}_i = \frac{X_i - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}}, \quad (24)$$

其中 X_{\min} 和 X_{\max} 分别是传感器原始数据的最小值和最大值, μ 和 σ 分别是传感器原始数据的均值和标准差, ϵ 是一个小的常数,避免分母为零.

将数据集按一定的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。训练集和验证集数据用于训练模型,测试集数据用于对预测模型进行验证。根据具体问题确定神经网络的结构,依次选择激活函数、初始化权重以及损失函数,如适用于连续数值输出的线性激活函数。损失函数则包括平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)、 R^2 等。利用训练数据集对模型进行训练,通过反向传播算法更新权重,再使用验证集数据检验模型的性能,并进行调整以防止过拟合,经过大量数据驱动模型训练可形成损伤识别回归预测模型。

在模型训练过程中,为提高模型对于未知样本数据的拟合程度,保证模型具有较强的泛化能力,可使用交叉验证法来优化网络结构。将训练集划分为 k 个不相交的子集,经过 k 次不重复从中选择一个作为验证子集,其余为训练子集,对训练子集进行训练后得到假设函数,再使用验证子集验证得到多次验证误差值,将所有误差值加和求平均得到交叉验证误差,选出误差最小的模型作为最终模型。测试误差可表示为 $\delta_{cv} =$

$$\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k f_{MSE i} \cdot$$

2 输电杆塔子结构降阶模型

2.1 覆冰作用下杆塔变形和应力及损伤模型

按第 1 节中所述数据驱动结构损伤识别方法,首先需要确定杆塔在不同线路结构和覆冰载荷参数作用下的变形和应力,进而确定标定载荷和损伤位置。以某双回路特高压直流耐张塔为对象,杆塔高 75.2 m,转角 30° 。杆塔构件包括 Q235、Q345、Q420 三种材料,其弹性模量和 Poisson 比分别为 210 GPa 和 0.3。杆塔包括横担、塔身、塔腿等部件,如图 3(a)所示。线路采用四分裂导线,导线与地线型号和参数见表 1。利用 ABAQUS/CAE 软件建立一塔两档塔线体系有限元模型,如图 3(b)所示。杆塔采用 B31 空间梁单元进行离散,共划分 6 672 个单元。导线和地线采用空间梁单元离散,通过单元收敛性检查,导线和地线单元长度取 0.5 m 可以满足要求。

表 1 导线和地线物理参数

Table 1 Physical parameters of conductors and ground wires

model	Young's modulus E /MPa	cross-sectional area A /mm ²	mass m / (kg·m ⁻¹)	diameter d /mm
conductor(JL/G1A-400/35)	65 400	973	3.071 2	40.6
ground wire(JLB20A-240)	147 200	238.76	1.595 5	20.01

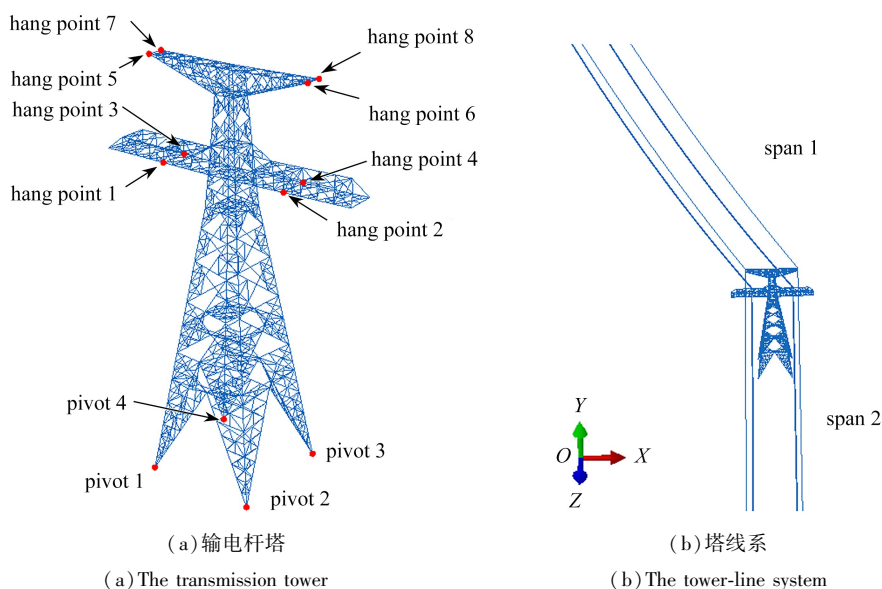


图 3 典型特高压直流塔线体系有限元模型

Fig. 3 The finite element model for the typical UHV DC tower-line system

对塔线体系模型在不同档距、覆冰厚度、均匀和不均匀覆冰情况下的变形和应力进行参数分析。线路的结构和覆冰参数如表 2 所示,分别考虑两档导地线上相同覆冰厚度和不同覆冰厚度的情况。

表2 线路结构参数和覆冰厚度取值

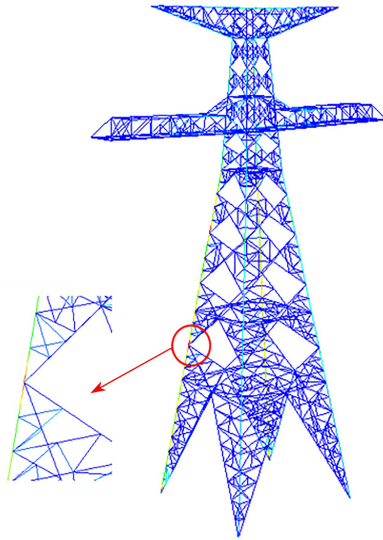
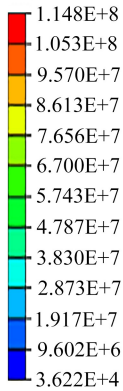
Table 2 Structural parameters of the transmission line and the ice thickness

span L/m	elevation $\Delta H/m$	ice thickness h/mm
300,400,500	0,25,50	0,10,20,30,40,50,60

以400 m档距无高差线路为例,一档导地线覆冰30 mm、另一档无覆冰情况下,数值计算得到的杆塔 Mises 应力分布如图4(a)所示,可见,最大应力出现在塔身与塔腿连接的主材上.图4(b)为覆冰导致的杆塔倒塌典型事故,现场调研表明,覆冰导致的杆塔倒塌大多为该种破坏模式.比较该两图可见,有限元模拟得到的杆塔最大应力出现的位置与实际中覆冰导致的杆塔破坏事故中的一致.因此,可以将该杆塔塔身与塔腿连接处的4个对称区域视为损伤位置,如图5(a)所示.

S, Mises
angle is -90°
(avg: 75%)

σ/Pa



(a) 应力分布

(a) The Mises stress distribution of the tower

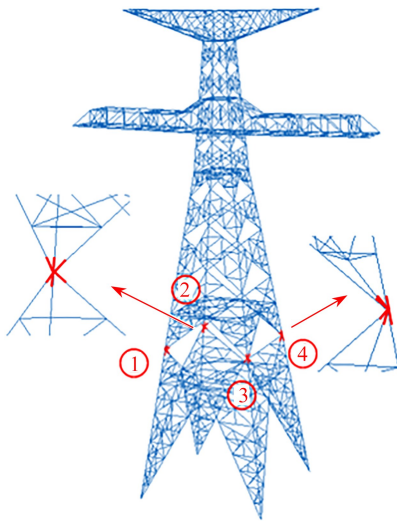


(b) 覆冰导致的杆塔倒塌

(b) A tower collapse caused by ice cover

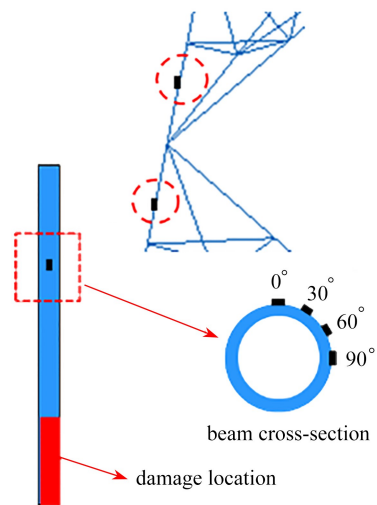
图4 典型覆冰载荷下杆塔的 Mises 应力分布和典型实际杆塔倒塌事故

Fig. 4 The Mises stress distribution of the tower under typical ice load and the collapse mode of a real tower



(a) 损伤位置

(a) The damage location



(b) 应变传感器

(b) The layout of strain sensors

图5 损伤位置确定及应变传感器布置方案

Fig. 5 Damage locations and the layout of strain sensors

将该连接处的单元设为损伤单元,利用单元刚度折减作为损伤指标,选择单元应变作为测量的物理量,

为了能较好地反应结构受损伤和载荷影响的特点,测点设置在损伤位置四周的主材梁上,每根梁截面按 $0^\circ \sim 90^\circ$ 布置 4 个测点,总共 32 个测点,如图 5(b) 所示。

2.2 含损伤子结构降阶模型

分析杆塔原模型的结构特征,将其划分为子结构,如图 6 所示。将导地线挂点、塔腿支点及各子结构之间的连接点作为子结构保留的外部结点,如图 6(a) 所示,其余结点视为内部结点被凝聚掉,从而实现对杆塔模型的降阶。该杆塔有限元原模型自由度数为 31 476,利用子结构降阶后自由度减少到 792,自由度大幅度降低。对所有子结构进行组集、引入位移边界条件和载荷即可计算杆塔在外载下的变形及应力。

图 7 所示为在自重作用下,杆塔原有限元模型和子结构降阶模型的 Y 向位移和杆件轴向正应力分布;表 3 给出了所有结点位移和单元应力的相对误差。可见,模型降阶后的计算结果具有足够的精度。一次静力分析时间从原型模型的 1.35 s 降到了 0.022 5 s,计算效率提升了 60 倍。

2.1 小节确定了杆塔上的 4 个位置可能出现损伤,每个损伤位置处的损伤指标设置为 10%, 15%, 20%, 25%。由于多损伤的所有损伤组合数过多,在此仅考虑 1 个和任意 2 个位置同时出现损伤的情况。将每一种位置与损伤指标组合对应的损伤模型生成一个降阶模型,所有降阶模型组成降阶模型库 L 。为了检验预测模型的泛化能力,增加新的损伤指标组合模型,损伤指标变化范围为 5% ~ 25%, 增量为 1%, 但不包含损伤指标 10%, 15%, 20%, 25% 的情况,将这些附加的含损伤的降阶模型形成一个附加库 L_a 。

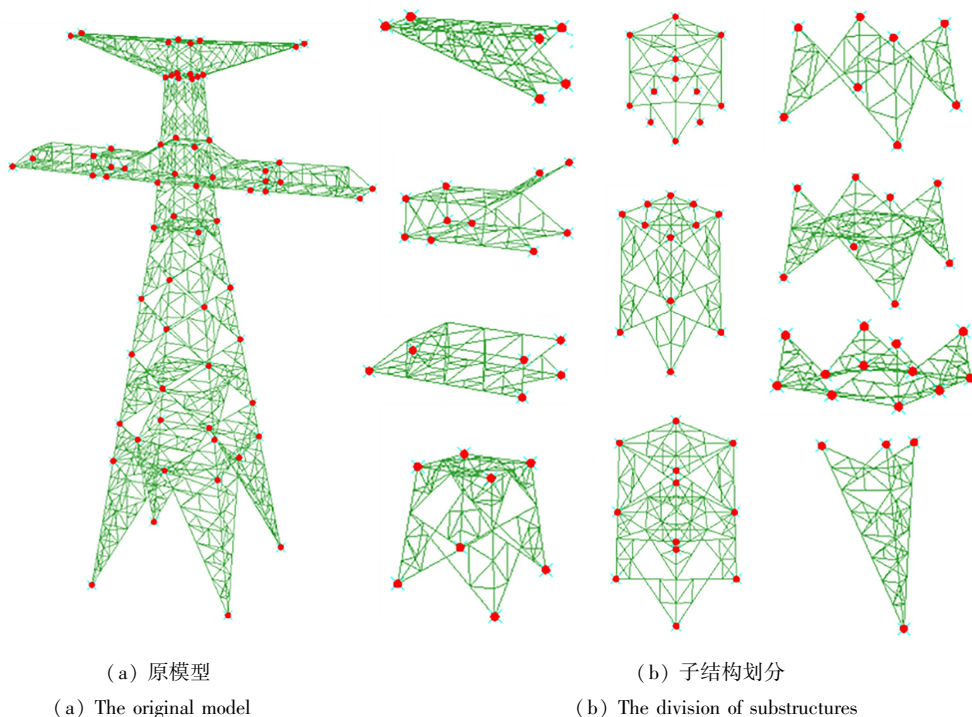
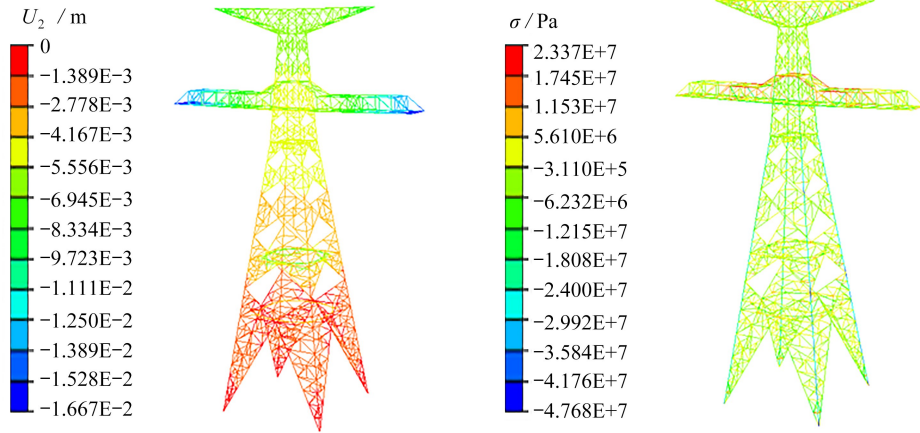


图 6 杆塔子结构划分及外部结点选择

Fig. 6 Substructure division of the tower and selection of external nodes

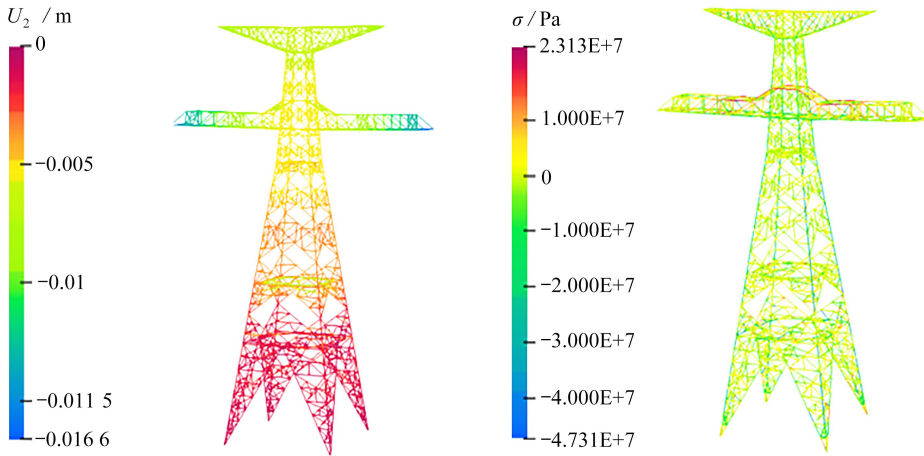
2.3 标定载荷及数据集生成

根据 2.1 小节对不同线路结构和覆冰参数作用下塔线体系有限元的计算结果,确定作用于杆塔上挂点 8 的载荷范围,挂点编号和位置如图 3(a) 所示。2.1 小节中计算了杆塔两边不同档距、高差、导地线上均匀和不均匀覆冰、不同覆冰厚度等不同组合情况下杆塔的变形和应力。对所有组合情况下塔线体系静力计算结果进行分析,最后确定作用于杆塔 8 个挂点上沿 X, Y, Z 三个方向的载荷范围,结果如表 4 中所列。该杆塔为转角 30° 的转角塔,如图 3(b) 所示的第 1 档导地线与杆塔横担垂直,第 2 档与杆塔呈 30° 转角。当只考虑覆冰和重力作用时,挂点 3, 4, 7, 8 处沿 X, Y, Z 三个方向均存在载荷分量,而挂点 1, 2, 5, 6 处沿 X 方向载荷分量为零。在确定了作用于杆塔上 8 个挂点 3 个坐标方向上的载荷范围后,每一组载荷由杆塔上 8 个挂点 3 个方向共 24 个分量组成。将表 4 中除零以外的载荷分量范围均匀划分,进行组合后得到标定载荷向量。



(a) 原模型 Y 方向位移及杆件轴向正应力的计算结果

(a) The calculation results of the Y-shift and the axial normal stress of the original model



(b) 子结构降阶模型 Y 方向位移及杆件轴向正应力的计算结果

(b) The calculation results of the Y-shift and the axial normal stress of the substructure reduced order model

图 7 自重作用下杆塔原型和降阶模型的变形和应力

Fig. 7 Deformations and stresses of prototype and the reduced order model for the tower under self-weight

表 3 原模型和降阶模型所有结点位移与单元应力相对误差

Table 3 Relative errors of node displacements and element stresses in the prototype and reduced-order models

error type	relative error δ / %			
	X- shift	Y- shift	Z- shift	axial normal stress
average error	0.478	0.516	0.462	1.025
maximum error	0.643	0.692	0.591	2.649

表 4 作用于杆塔上导线挂点的标定载荷取值范围

Table 4 Calibration loads on hanging points of conductors and ground wires with the tower

hanging point	calibration loads F / N		
	X- direction	Y- direction	Z- direction
1,2	0	[-273 946, -107 164]	[-346 193, -134 598]
3,4	[67 299, 173 096]	[-273 946, -107 164]	[116 565, 299 812]
5,6	0	[-115 348, -58 162]	[-145 770, -73 051]
7,8	[36 526, 72 885]	[-115 348, -58 162]	[63 264, 126 240]

在确定标定载荷后,对生成的降阶模型库 L 中所有降阶模型施加所有的标定载荷,计算 4 个损伤位置附近总共 32 个应变传感器的应变值。模型库 L 中的每一个降阶模型在每一组标定载荷作用下计算得到的应变值和对应的各损伤位置处的损伤指标构成数据集,总共包含 22 400 个样本。此外,对附加模型库 L_a 中的所有损伤模型施加 5 组载荷,计算其变形,得到 9 010 个数据样本,用于对损伤回归识别模型的验证。

3 输电杆塔数据驱动损伤识别

3.1 BP 神经网络构建

考虑杆塔上 4 个损伤位置中任意 1 个或 2 个位置出现损伤时的识别。采用 1.5 小节所述 BP 神经网络方法建立损伤的回归预测模型。当一个损伤位置预测的损伤指标为 0 时,表示该位置没有损伤出现。

采用 BP 神经网络算法,以数据集中的应变值作为机器学习模型的输入,4 个损伤位置的损伤指标作为模型的输出。构建的预测模型包含输入层、隐藏层和输出层。输入层神经元数为 32 个,输出层神经元数为 4 个,隐藏层含 2 层,每层的神经元数为 512 个。隐藏层的神经元激活函数选择 LeakyReLU 激活函数,泄露值常数为 0.1,输出层的神经元激活函数选择线性激活函数。

3.2 模型训练及测试

将建立的 22 400 个样本的数据集划分为训练集、验证集和测试集。其中 80% 的样本作为训练集,10% 作为验证集,10% 作为测试集。按照 1.5 小节所述方法,将各训练数据集中 32 个传感器位置的应变值作为输入变量进行归一化处理,并训练预测模型。图 8 给出了训练集和验证集上的损失函数随训练次数的变化,可见,训练集和验证集的损失函数趋近于零,说明损失函数已经收敛。

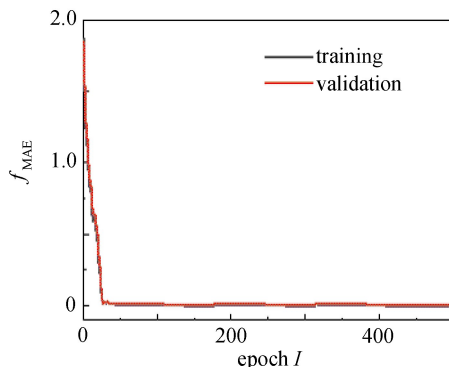
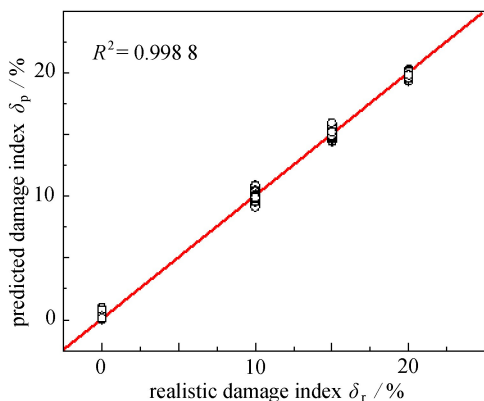


图 8 BP 神经网络训练过程

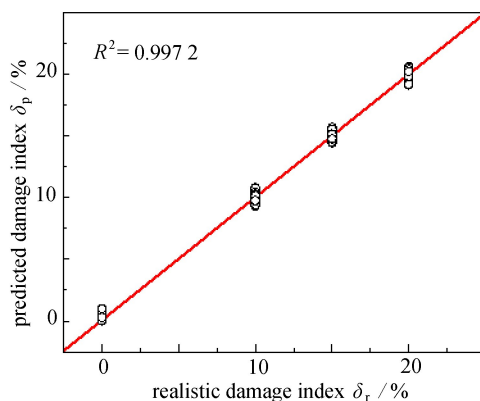
Fig. 8 The BP neural network training process

在训练得到回归预测模型后,利用测试集数据进行测试,得到的损伤指标预测结果如图 9 所示。



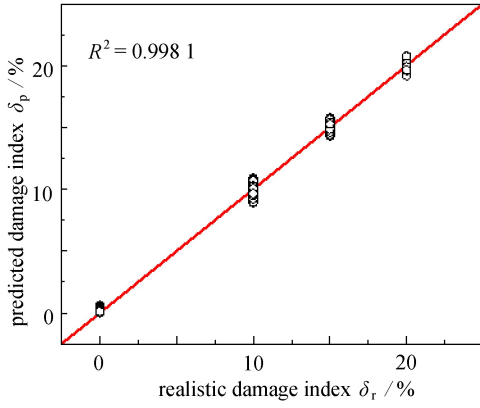
(a) 损伤位置 1

(a) Damage location 1



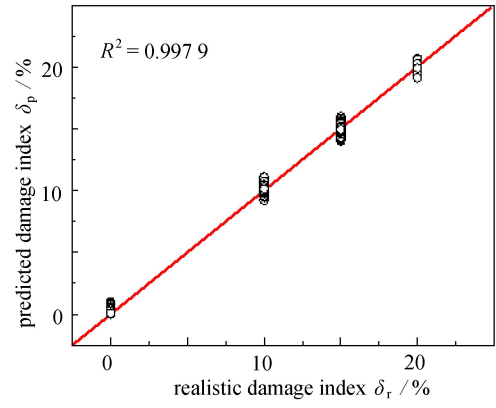
(b) 损伤位置 2

(b) Damage location 2



(c) 损伤位置 3

(c) Damage location 3



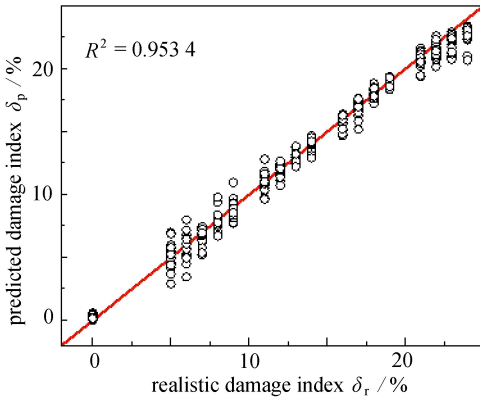
(d) 损伤位置 4

(d) Damage location 4

图 9 测试集样本中不同损伤位置的损伤指标预测结果

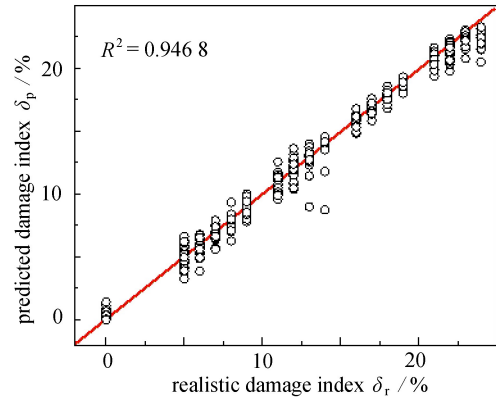
Fig. 9 Prediction results of damage indexes at different damage locations of the test dataset

这些数据包含了任意 1 个和任意 2 个位置出现损伤的各种组合情况.可见,所有的 R^2 均大于 0.997, 预测模型的预测效果很好.另外,利用附加模型库 L_a 得到的数据集检验预测模型的泛化能力.得到的损伤指标预测结果如图 10 所示.



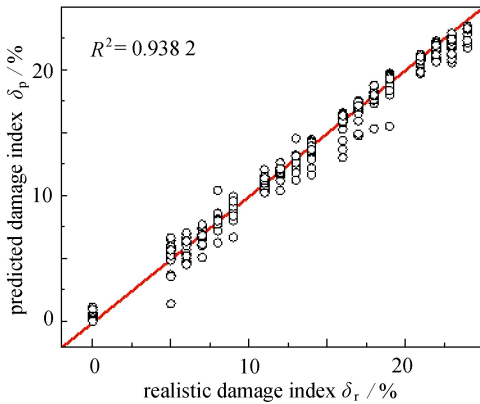
(a) 损伤位置 1

(a) Damage location 1



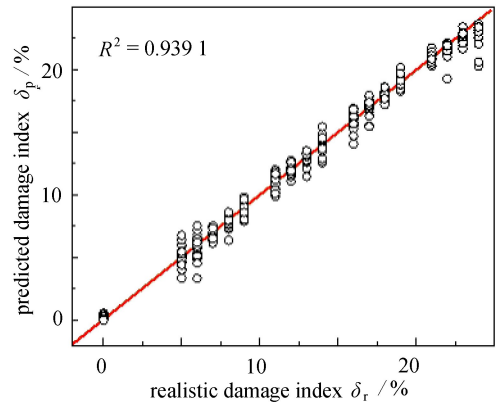
(b) 损伤位置 2

(b) Damage location 2



(c) 损伤位置 3

(c) Damage location 3



(d) 损伤位置 4

(d) Damage location 4

图 10 附加模型库样本中不同损伤位置的损伤指标预测结果

Fig. 10 Prediction results of damage indexes at different damage locations of additional reduced-order models

这些数据同样包含了任意 1 个和任意 2 个位置出现损伤的各种组合情况.可见,所有的 R^2 均大于 0.93, 表明预测模型具有较好的泛化能力.

3.3 损伤识别方法有效性

本小节给出不同损伤位置在典型损伤指标情况下回归预测模型的结果,与基于随机森林分类算法建立的分类型预测模型的结果进行比较,进一步说明了回归预测模型的有效性和优越性.

建立随机森林损伤预测模型时,仍然用模型库 L 对应的 22 400 个样本数据集作为损伤分类识别的数据集.将数据集划分为训练集、验证集和测试集,通过机器学习算法训练得到损伤识别分类预测模型.模型仍然将 32 个传感器的应变值作为输入,各个位置的损伤指标作为输出.

以 8 种典型损伤组合情况为例,在同一组载荷作用下两种方法损伤识别结果如表 5 所示.其中①—④为损伤位置,C1 和 C2 表示仅在位置①和②其中一个位置出现损伤的情况,C3—C8 表示有两个位置同时出现损伤的情况.从表中结果可见:采用回归识别方法时,8 种情况下对出现损伤位置处损伤指标的预测值最大误差分别为 2%,0.5%,6%,5%,4%,10.2%,4%和 6.3%;未出现损伤位置处的损伤指标几乎都不为零,但都非常小.在情况 C6 时,两个位置的损伤指标较小,预测的损伤指标误差较大,这是因为识别模型训练时参与训练的损伤指标最小为 10%,若将损伤指标 5%的样本纳入训练,精度将会提高.当采用分类识别方法时,损伤指标只能输出分类预测模型的输出指标,故对于 C1 和 C3 的损伤状态能做到准确的识别,当实际损伤指标与预测模型输出指标存在差别时,可能与实际差别明显.

可见,当两种识别方法使用相同的训练集进行模型训练时,由于损伤的分类识别只能对数据集中已有的损伤状态进行判别,得到离散的预测值,而对未知的损伤指标则不能做出准确判断.要想对未知损伤程度做出识别,则需要建立相应的损伤模型增添新的训练集,再通过模型训练才能实现.而回归识别方法则是通过对已有数据集的训练,能对未知的损伤指标做出定量识别,可以大幅度减少训练样本数.

在利用回归预测模型对结构的损伤做出识别后,可根据当前的损伤状态,结合本文提出的含损伤子结构模型降阶方法快速建模,实时计算结构变形及应力,进而判断结构的安全性.由于损伤只出现在个别子结构中,只需对出现损伤的子结构引入识别得到的损伤量,再对模型进行降阶和组集,得到当前损伤状态的降阶模型平衡方程,快速计算得到结构的位移.研究发现,损伤通常导致其邻近区域的应力增大,严重时可能导致结构破坏,故在得到结点位移后,可仅对含损伤及其相邻的子结构进行回代求解其应力,避免了对整个结构的求解,可以满足实时计算要求.

表 5 典型损伤状态下回归和分类识别方法对比

Table 5 Comparison of regression and classification recognition methods

damage combination	realistic damage index $\delta_r / \%$				regression prediction of damage indicator $\delta_{rp} / \%$				classification prediction of damage indicator $\delta_{cp} / \%$			
	①	②	③	④	①	②	③	④	①	②	③	④
C1	15	0	0	0	15.3	0.17	0.06	0.09	15	0	0	0
C2	0	17	0	0	0.05	16.9	0.08	0.03	0	15	0	0
C3	10	0	20	0	10.6	0	19.7	0.21	10	0	20	0
C4	0	6	13	0	0	6.32	13.2	0.16	0	10	10	0
C5	0	18	0	23	0.18	18.8	0.05	22.6	0	15	0	25
C6	5	0	5	0	5.26	0.15	4.49	0.04	0	0	0	0
C7	6	21	0	0	6.24	21.2	0.12	0.08	10	20	0	0
C8	27	0	0	11	25.3	0.26	0	10.91	20	0	0	15

4 结 论

本文针对受静载荷作用的输电杆塔大型复杂结构,提出了基于子结构降阶模型和数据驱动的结构损伤回归识别方法.得到如下结论:

1) 针对输电杆塔大型复杂框架结构特征,提出的含损伤子结构模型降阶方法能大幅度降低原有限元模型的自由度,显著提高计算效率,使多损伤识别更加高效便利.

2) 结合子结构降阶模型和 BP 神经网络算法,提出了基于数据驱动的损伤回归识别方法,并利用杆塔出现 1 个和任意 2 个位置损伤的识别结果,验证了识别方法的正确性。

3) 针对不同位置和不同损伤指标典型组合情况,利用回归识别方法和分类识别方法进行了损伤识别。结果表明,本文提出的损伤回归识别方法预测的损伤指标精度高,且有较好的泛化能力和适用性,优于分类识别方法。

本文提出的结构损伤回归识别方法为输电杆塔实时健康监测技术的开发奠定了基础,且适用于其他类似大型复杂框架结构。

参考文献(References):

- [1] 李惠, 鲍跃全, 李顺龙, 等. 结构健康监测数据科学与工程[J]. 工程力学, 2015, **32**(8): 1-7. (LI Hui, BAO Yuequan, LI Shunlong, et al. Data science and engineering for structural health monitoring[J]. *Engineering Mechanics*, 2015, **32**(8): 1-7. (in Chinese))
- [2] BAO Y, CHEN Z, WEI S, et al. The state of the art of data science and engineering in structural health monitoring[J]. *Engineering*, 2019, **5**(2): 234-242.
- [3] 郑栋梁, 李中付, 华宏星. 结构早期损伤识别技术的现状和发展趋势[J]. 振动与冲击, 2002, **21**(2): 1-6. (ZHENG Dongliang, LI Zhongfu, HUA Hongxing. A summary review of structural initial damage identification methods[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2002, **21**(2): 1-6. (in Chinese))
- [4] LI H, SPENCER B F, BAO Y. Machine learning paradigm for structural health monitoring[J]. *Structural Health Monitoring*, 2021, **20**(4): 1353-1372.
- [5] FARRAR C R, WORDEN K. *Structural Health Monitoring: a Machine Learning Perspective*[M]. John Wiley Sons, 2012.
- [6] YING Y, GARRETT J H, OPPENHEIM I J, et al. Toward data-driven structural health monitoring: application of machine learning and signal processing to damage detection[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2013, **27**(6): 667-680.
- [7] MANSON G, WORDEN K, ALLMAN D. Experimental validation of a structural health monitoring methodology, part I: damage location on an aircraft wing[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2002, **259**(2): 323-343.
- [8] MANSON G, PAPTHEOU E, WORDEN K. Genetic optimization of a neural network damage diagnostic[J]. *Aeronautical Journal*, 2008, **112**(1131): 267-274.
- [9] HAKIM S J S, RAZAK H A, RAVANFAR S A. Fault diagnosis on beam-like structures from modal parameters using artificial neural networks[J]. *Measurement*, 2015, **76**: 45-61.
- [10] SONY S, DUNPHY K, SADHU A, et al. A systematic review of convolutional neural network-based structural condition assessment techniques[J]. *Engineering Structures*, 2021, **226**: 111347.
- [11] KHODABANDEHLOU H, PEKCAN G, FADALI S M. Vibration-based structural condition assessment using convolution neural networks[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2019, **26**(2): e2308.
- [12] 黄斌, 纵瑞芳, 杨涛. 基于静力测量数据的随机梁式结构损伤识别[J]. 计算力学学报, 2013, **30**(2): 180-186. (HUANG Bin, ZONG Ruifang, YANG Tao. Damage identification of random beam structures based on static measurement data[J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2013, **30**(2): 180-186. (in Chinese))
- [13] LAM H, YANG J. Bayesian structural damage detection of steel towers using measured modal parameters[J]. *Earthquakes and Structures*, 2015, **8**(4): 935-956.
- [14] QU W, SONG W, XIA Y, et al. Two-step method for instability damage detection in tower body of transmission structures[J]. *Advances in Structural Engineering*, 2013, **16**(1): 219-232.
- [15] KARAMI-MOHAMMADI R, MIRTAHERI M, SALKHORDEH M, et al. Vibration anatomy and damage detection in power transmission towers with limited sensors[J]. *Sensors*, 2020, **20**(6): 1731.
- [16] 滕辉, 康帅, 尹俊红, 等. 基于不同机器学习模型的框架结构损伤识别对比研究[J]. 四川建筑科学研究, 2023, **49**(3): 44-53. (TENG Hui, KANG Shuai, YIN Junhong, et al. Comparative study of frame structure damage identification based on different machine learning models[J]. *Sichuan Building Science*, 2023, **49**(3): 44-53.

- (in Chinese))
- [17] KOUCHAKI M, SALKHORDEH M, MASHAYEKHI M, et al. Damage detection in power transmission towers using machine learning algorithms[J]. *Structures*, 2023, **56**: 104980.
- [18] 魏佳恒, 郭惠勇. 基于贝叶斯优化 BiLSTM 模型的输电塔损伤识别[J]. 振动与冲击, 2023, **42**(1): 238-248. (WEI Jiaheng, GUO Huiyong. Damage identification of transmission tower based on BO-BiLSTM model[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, **42**(1): 238-248. (in Chinese))
- [19] QUARTERONI A, MANZONI A, NEGRI F. *Reduced Basis Methods for Partial Differential Equations: an Introduction*[M]. Springer, 2015.
- [20] VALLAGHÉ S, HUYNH P, KNEZEVIC D J, et al. Component-based reduced basis for parametrized symmetric eigenproblems[J]. *Advanced Modeling and Simulation in Engineering Sciences*, 2015, **2**(1): 1-30.
- [21] 张珺, 李立州, 原梅妮. 径向基函数参数化翼型的气动力降阶模型优化[J]. 应用数学和力学, 2019, **40**(3): 250-258. (ZHANG Jun, LI Lizhou, YUAN Meini. Optimization of RBF parameterized airfoils with the aerodynamic ROM[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2019, **40**(3): 250-258. (in Chinese))
- [22] 赖学方, 王晓龙, 聂玉峰. 基于 Mori-Zwanzig 格式和偏最小二乘的非线性模型降阶[J]. 应用数学和力学, 2021, **42**(6): 551-561. (LAI Xuefang, WANG Xiaolong, NIE Yufeng. Nonlinear model reduction based on the Mori-Zwanzig scheme and partial least squares[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2021, **42**(6): 551-561. (in Chinese))
- [23] 罗振东, 张博. Sobolev 方程基于 POD 的降阶外推差分算法[J]. 应用数学和力学, 2016, **37**(1): 107-116. (LUO Zhendong, ZHAO Bo. A reduced-order extrapolation finite difference algorithm based on the POD method for Sobolev equations[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2016, **37**(1): 107-116. (in Chinese))
- [24] GUYAN R J. Reduction of stiffness and mass matrices[J]. *AIAA Journal*, 1965, **3**(2): 380.
- [25] BEATTIE C, GUGERCIN S. *Model reduction by rational interpolation*[M]//*Model Reduction and Approximation: Theory and Algorithms*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2017.
- [26] HURTY W. Dynamic analysis of structural systems using component modes[J]. *AIAA Journal*, 1965, **3**(4): 678-685.
- [27] 刘莹, 李鸿光, 李韵, 等. 基于子结构的参数化模型降阶方法[J]. 振动与冲击, 2020, **39**(16): 148-154. (LIU Ying, LI Hongguang, LI Yun, et al. A component-based parametric model order reduction method[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, **39**(16): 148-154. (in Chinese))