

基于有限元仿真的大规模法兰螺栓组 应力神经网络预测研究

唐仲炫, 甯尤军, 赵诚, 高旭东

(西南石油大学机电工程学院, 610500 成都)

摘 要:大规模法兰连接螺栓组的应力监测是风电机组等大型设备健康运行的重要需求。本研究以预紧法兰连接螺栓在变化的法兰外载荷作用下应力的有限元模拟结果为数据样本, 采用 BP、GA-BP 和 PSO-BP 神经网络模型对螺栓组的应力进行预测和分析。结果表明, 以相对误差为评价标准, 3 种模型的预测精度均随螺栓组中最小螺栓应力值的减小以及螺栓组中螺栓的最大应力差的增大而降低; 螺栓组处于弹性阶段时的预测精度高于有螺栓进入塑性以后的情况; GA-BP 和 PSO-BP 相对于 BP 具有更高的预测精度, PSO-BP 的预测精度最高; 对于更值得关注的高应力水平 (400 MPa 以上) 螺栓, 3 种模型的预测精度均较高, 整体平均误差均在 2% 以下。

关键词: 法兰连接螺栓; 螺栓应力; 有限元分析; 神经网络预测

中图分类号: O342; TP183 **文献标志码:** A **DOI:** 10. 11776/j. issn. 1000-4939. 2026. 01. 012

文章编号: 1000- 4939(2026)01- 0134- 10 **CSTR:** 32414. 14. cjam. issn. 1000-4939. 2026. 01. 012

Stress neural network prediction for large-scale flange bolt groups based on finite element simulation

TANG Zhongxuan, NING Youjun, ZHAO Cheng, GAO Xudong

(School of Mechatronic Engineering, Southwest Petroleum University, 610500 Chengdu, China)

Abstract: Stress monitoring of large-scale flange connection bolt groups is an important requirement for the healthy operation of large equipment such as wind turbines. In this work, the finite element simulation results of the stress on pretensioned flange connection bolts under varying external flange loads are taken as the data sample, and three neural network models, namely, BP, GA-BP and PSO-BP, are employed to predict and analyze the stress of the bolt group. The results indicate that, taking the relative error as the evaluation criterion, the prediction accuracy of the three models decreases with the reduction of the minimum bolt stress value in the bolt group and the increase of the maximum stress difference among the bolts. The prediction accuracy is higher when the bolt group is in the elastic stage than when some bolts have entered the plastic stage. GA-BP and PSO-BP have higher prediction accuracy than BP, while PSO-BP has

收稿日期: 2025-02-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 52401343); 四川省自然科学基金资助项目 (No. 2024NSFSC1953)

通信作者: 甯尤军, 研究员。E-mail: cnningyj@foxmail.com

引用格式: 唐仲炫, 甯尤军, 赵诚, 等. 基于有限元仿真的大规模法兰螺栓组应力神经网络预测研究[J]. 应用力学学报, 2026, 43(1): 134-143.
TANG Zhongxuan, NING Youjun, ZHAO Cheng, et al. Stress neural network prediction for large-scale flange bolt groups based on finite element simulation[J]. Chinese journal of applied mechanics, 2026, 43(1): 134-143.

the highest accuracy. For the high-stress bolts (above 400 MPa) that deserve more attention, the prediction accuracy of all the three models is quite high, all with an overall average error below 2%.

Key words: flange connection bolts; bolt stress; FEM analysis; neural network prediction

螺栓法兰连接是构件预装和结构安装中一种重要的机械连接方式,用于保证良好的密封或连接性能。法兰连接螺栓一旦发生损伤失效就会影响整个连接系统的安全。监测和分析法兰螺栓组在工作中的应力变化规律和特征,对于设备安全运行具有重要意义^[1-2]。近年来螺栓应力检测技术取得了显著进展^[3-7],包括但不限于扭矩扳手法、光纤光栅法、光测力法、电阻应变片法及超声波测力法等。然而随着设备尺寸的增大,大型连接结构往往需要更多的螺栓来保证连接强度,并且大尺寸设备通常需要面临更加复杂多变的工作环境,使得大规模法兰连接螺栓组的应力监测面临巨大的技术和经济挑战。例如风力发电设备安装地点通常较为偏远,且其中的法兰连接螺栓数量庞大。因此,研究基于少量螺栓的应力监测实现对大规模法兰连接螺栓组的应力预测具有重要意义。本研究以风电机组为背景,探索基于人工神经网络的预测方法,利用有限数量的螺栓应力监测数据预测整个螺栓组的应力情况。

在风电机组的力学相关神经网络预测研究方面,周士栋等^[8]运用 BP(back propagation)神经网络建立 SCADA 数据和载荷之间的关系模型,针对某 2.5 MW 风电机组的 7 处关键位置进行了载荷实测,模型的预测结果与实测结果具有良好的一致性。尹少平等^[9]提出基于 ANSYS 应力分析的 person 相关系数法与灰色神经网络相结合的塔筒应力预警方法,有效进行了塔筒应力预测。薛磊等^[10]基于风电场海量状态监测数据,利用遗传算法和粒子群算法对 BP 神经网络进行优化,建立了塔筒应力预测模型。毛晓敏等^[11]建立了扩展有限元法(extended finite element method, XFEM)与 BP 神经网络相结合的裂纹反演分析模型。通过 XFEM 正向分析获得的测点位移数据训练 BP 神经网络,利用 BP 神经网络进行裂纹反向识别。汤群益等^[12]提出基于 BP 神经网络的机器学习方法来预测风电塔架结构的固有频率,经验证,该方法具有较高的准确性。此外,杨超等^[13]还针对飞机机身部件在装配对接前需实时监测机身筒段应力变化的情况,提出基于粒子群优化算法和双向长短期记忆(PSO-BiLSTM)神经网络的筒

段应力预测方法,结果表明 PSO-BiLSTM 神经网络模型不仅预测结果更准确,训练效率也得到了提高。

综上所述,现有研究针对风电机组等的力学相关 BP 神经网络预测模型的建立取得了一定成果,但 BP 神经网络存在着学习收敛速度慢、训练结果呈现局部最小值等缺陷^[14],且针对法兰连接螺栓组应力进行预测的研究缺乏。为此,本研究以一内螺栓法兰连接为研究对象,首先开展复杂受载条件下连接螺栓应力的有限元分析,获取不同工况下大规模连接螺栓组的应力数据。进而,通过 BP 神经网络建立以部分螺栓应力作为输入的法兰螺栓组整体应力预测模型,并分别采用遗传算法(genetic algorithm, GA)和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)对 BP 神经网络进行优化。最后,对 3 种神经网络模型的预测性能进行了对比与分析。本研究可以为有效解决风电机组等大型设备中大规模法兰连接螺栓组应力的监测难题提供理论和技术支撑。

1 大规模法兰螺栓连接的有限元仿真

1.1 有限元仿真模型

以一大规模螺栓连接法兰为研究对象,其结构和有限元模型如图 1 所示。

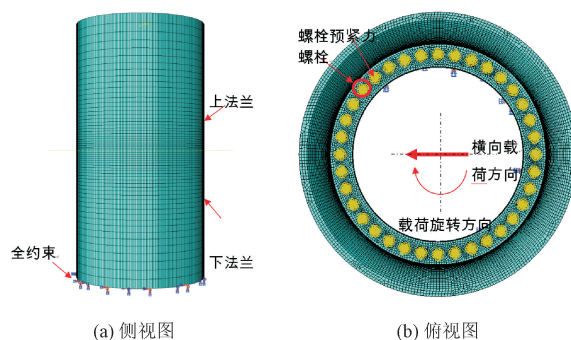


图 1 螺栓连接法兰的有限元模型

Fig. 1 Finite element model of bolted flange connection

该模型包括 2 个尺寸完全相同的上下法兰段,两者由周向均匀分布的 36 颗螺栓相连。建模在保证计算精度的情况下,为提高计算效率,参照文献中

同类问题的研究方法^[15-18],将单颗螺栓中的螺杆和螺母简化为一个整体,忽略垫片、螺纹及倒角等细节及局部特征,并将六角螺栓头简化为圆螺栓头^[19]。

在有限元分析中,法兰段以及螺栓均采用 C3D8R 单元,法兰段和螺栓材料分别为 Q345 钢和 42CrMo 合金钢,材料参数如表 1 所示。螺栓头和法兰之间以及法兰与法兰之间均采用硬接触,切向采用库仑摩擦,摩擦系数取为 0.15^[20]。

表 1 有限元分析中的材料参数

Tab. 1 Material parameters in finite element analysis

材料	弹性模量/ GPa	泊松比	屈服应力/ MPa	抗拉强度/ MPa
Q345	210	0.283	345	630
42CrMo	212	0.3	940	1 080

对下法兰底端面施加全约束,并对每个螺栓施加 155 kN 的预紧力。在上法兰顶端通过耦合点施加垂直于法兰轴线的横向力外载荷,法兰连接螺栓组的应力将随横向力荷载的大小及方向变化而变化。共开展 100 个有限元分析步,横向力从最小值 510 kN 逐分析步增加 10 kN 至最大值 1 500 kN,同时载荷作用方向绕法兰轴线逐时步顺时针转过 30°,以此近似模拟风电机组法兰的复杂受力情况。

1.2 螺栓组应力分布特征

图 2(a) 为螺栓组仅受预紧力作用时的等效应力云图,此时法兰一周各方位上螺栓应力分布基本相同。对于单颗螺栓,最大等效应力 475.3 MPa 出现在螺杆上与螺栓头连接的位置。法兰顶端面受到横向力作用后,如图 2(b) 所示,螺栓组的应力分布情况不再相同,并且螺栓头上与法兰的接触位置可能出现显著的应力集中。但对于螺栓损伤失效的判断,螺栓头上的应力不具参考性,而应以螺杆上的应力作为参考。根据螺栓组中螺杆上最大应力可能出现的位置情况以及螺栓应力的电阻应变片法监测中应变片粘贴位置的需要,本研究选择以靠近螺栓头处螺杆上相对于法兰轴线最外侧点为应力监测点。对所有螺栓进行编号,绘制不同横向力水平下螺杆监测点应力分布图,如图 3~图 4 所示。图中同时绘制了仅有预紧力作用时螺杆监测点应力的分布图,近似为一以法兰轴心为中心的圆,表明在预紧力作用下螺栓组监测点基本处于均匀的弹性(平均应力 371.6 MPa)应力状态。

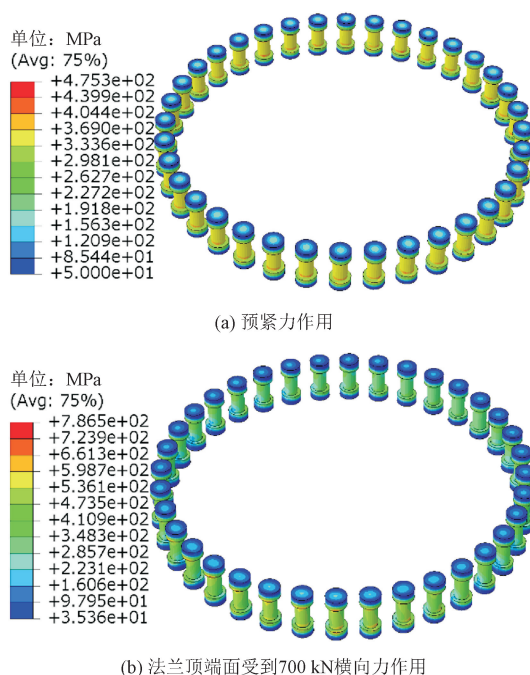


图 2 螺栓组的 Mises 应力分布图

Fig. 2 Mises stress distribution of bolt group

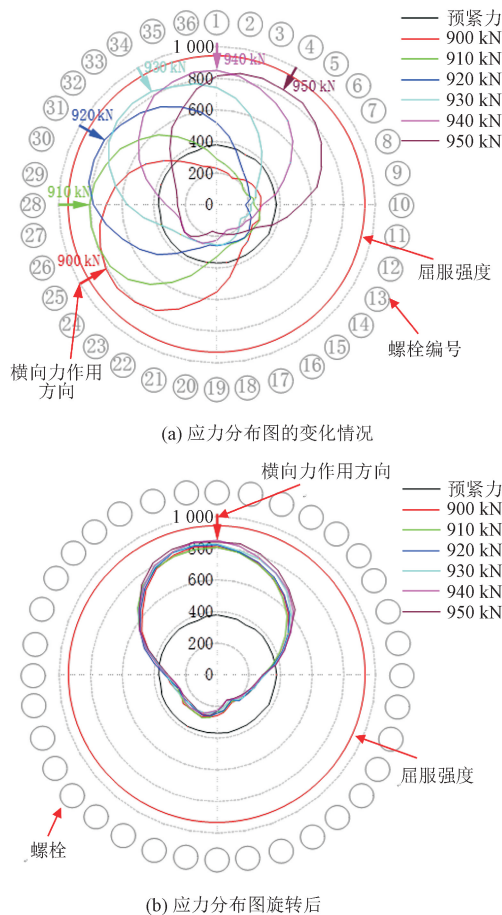


图 3 横向力从 900 kN 增至 950 kN 时
螺栓监测点的 Mises 应力分布

Fig. 3 Mises stress distribution at the bolt monitoring point when the lateral force load increases from 900 kN to 950 kN

在图3中,横向力载荷从900 kN逐渐增加至950 kN时,所有螺杆均处于弹性阶段。从图3(a)中可以看到,随着载荷作用方向的变化,螺栓组应力分布图随之相应转动。图3(b)为将图3(a)中各组螺栓应力分布图进行旋转并使横向力置于同一方位后的结果。如图所示,在每一种横向力作用下,最大应力螺栓基本都位于横向力作用线的反方向上。可以看出,螺栓组的应力分布近似呈现以横向力作用线为轴的对称形态,且螺栓组整体应力水平随着横向力载荷的增大而增大。同时,横向力作用反方向半周螺栓的应力水平整体显著高于横向力正方向半周螺栓,即图中上半圈螺栓的应力水平明显较高,这是横向力加载下螺栓弯曲应力与预紧力作用下螺栓拉应力叠加的结果。

在图4中,横向力载荷从1 450 kN逐渐增加至1 500 kN,此时部分螺杆的最大应力已经超过材料屈服强度,螺栓组的整体应力水平明显高于图3。

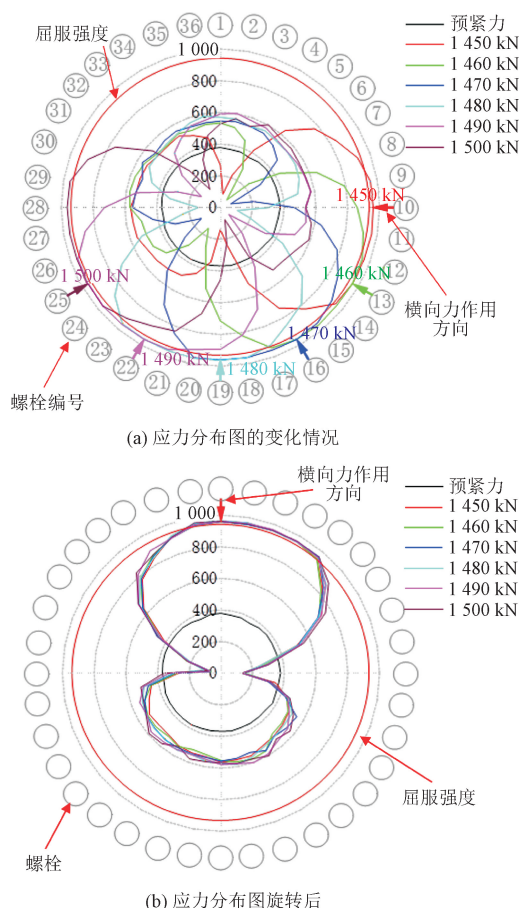


图4 横向力从1 450 kN增至1 500 kN时
螺栓监测点的 Mises 应力分布

Fig. 4 Mises stress distribution at the bolt monitoring point
when the lateral force load increases from 1 450 kN to 1 500 kN

从图4(a)中仍可明显看出螺栓组应力分布图

随载荷作用方向的变化而变化。图4(b)同样是各组螺栓应力分布图进行旋转并使横向力置于同一方位后的结果。螺栓组的应力分布仍相对于横向力作用线近似对称,且横向力作用反方向半周螺栓的应力水平仍整体明显高于横向力正方向半周螺栓。图3和图4表明,在不同的横向力水平下,螺栓组的应力分布都并非严格相对于横向力作用线对称,这与横向力作用方向的变化历程有关。

2 神经网络模型

2.1 BP 神经网络

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。其计算过程主要包括数据信号正向传播以及数据误差信号的反向传播,通过梯度下降法来调整各层间的权值与阈值,通过反复循环迭代,使误差逐渐减小,直至满足设定的精度要求^[21]。BP 神经网络的典型结构包括输入层、一个或多个隐含层以及输出层。在本研究中,如图5(a)所示,其中输入层中 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是作为输入的12颗螺栓的应力,输出层中 $(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 是被预测的24颗螺栓的应力。

由于BP神经网络在初始化时通常会使用随机生成的初始权值与阈值,导致模型性能可能不理想^[22]。因此本研究在BP神经网络的基础上,分别采用遗传算法以及粒子群算法对BP神经网络的初始权值与阈值进行优化,相应建立GA-BP以及PSO-BP神经网络预测模型。

2.2 GA-BP 神经网络

GA 是利用自然选择和遗传规律中发生的复制、交叉和变异等现象进行数据寻优的一种参数优化方法,具有鲁棒性强,通用性好,且方便进行大型解空间的搜索等优点^[23-26]。利用遗传算法优化BP神经网络的初始权值与阈值,建立GA-BP神经网络模型。图5(b)所示为遗传算法对BP神经网络的优化流程图,利用遗传算法将BP神经网络的初始权值和阈值进行编码,得到初始种群。选取网络预测值与测试集均方根误差的倒数作为评价种群染色体的适应度函数,并基于适应度函数值采用轮盘赌法选出高适应度个体参与繁殖。

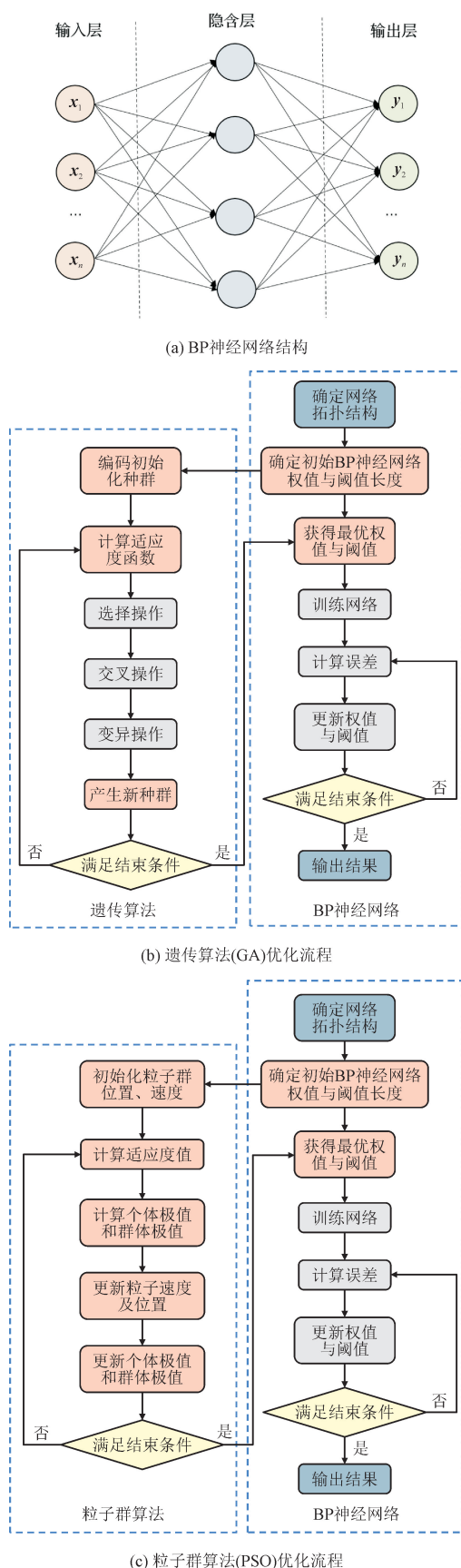


图5 本研究采用的神经网络预测模型

Fig. 5 The neural network prediction models used in this study

被选中的个体之间通过交换部分染色体信息生成新一代个体,再以较低的概率随机改变某些个体的染色体位点,增加种群的遗传多样性。通过多轮的选择、交叉、变异等操作,不断进化种群使其中个体的适应度函数值不断提高,逐代演化直至得到最佳的初始权值与阈值^[27]。

2.3 PSO-BP 神经网络

粒子群优化算法(PSO)是一种基于群体智能的优化技术,其通过模拟生物的群体行为,利用一群随机分布的粒子在多维空间中寻找问题的最优解^[28]。PSO模型中的每个粒子代表着搜索空间中的一个可能解,且每个粒子均具备初始的速度与位置。通过适应度函数值对粒子位置的优劣进行评估,粒子通过自身历史上的最优位置和粒子群体历史上的最优位置来不断调整自身的移动方向与速度以达到优化的目的,直到找到全局最优解^[29-31]。利用粒子群优化算法优化BP神经网络的初始权值与阈值,建立PSO-BP神经网络模型。如图5(c)所示,在利用PSO算法优化BP神经网络的过程中,每个粒子代表BP神经网络各层之间的权值与阈值,通过不断更新粒子的速度和位置得到最佳的初始权值与阈值。

2.4 神经网络模型搭建

在BP神经网络模型的建立中,隐含层的神经元个数的设置通常采用经验公式确定^[32],其表达式为

$$h = \sqrt{m + n} + a \quad (1)$$

式中: h 、 m 和 n 分别为隐含层、输入层和输出层的节点个数; a 为1~10之间的整数。基于试算和参数敏感性分析,确定隐含层节点个数为12,隐含层层数为1。在对3种神经网络模型进行训练时,考虑到结果的可比性,均设置最大训练次数为1000,学习率为0.01,最小目标误差为0.0001。GA-BP模型中遗传算法参数设置为:种群大小50,最大遗传迭代次数100,交叉概率0.8,变异概率0.2。PSO-BP模型中粒子群算法参数设置为:种群数量50,进化次数100。

基于前文所述有限元模拟,在法兰一圈的36颗螺栓中每间隔2颗选取1颗,共选取12颗螺栓,将其监测点应力作为神经网络的输入,并将其余24颗螺栓的监测点应力作为神经网络的输出。同时,由

于后 45 个有限元分析步中,在较大的横向力载荷作用下部分螺杆进入了塑性阶段,为确保数据样本的随机性和预测模型的可靠性,在 100 个有限元分析步得到的 600 组数据(单个分析步中可得到多组随外载变化的螺栓组应力数据)中,随机选取 90% (540 组)作为训练集对神经网络进行训练,而将其余的 10% (60 组)作为测试集对神经网络的预测性能进行评价。

3 法兰螺栓组应力的预测与分析

分别采用 3 种神经网络模型,针对 60 组测试集数据共开展 60 轮预测。图 6(a)绘制了每轮预测中 24 颗螺栓的预测应力与相应有限元结果间相对误差的平均值。BP、GA-BP 和 PSO-BP 预测模型的平均相对误差的最大值分别为 12.26%、11.75% 和 11.19%,最小值分别为 0.99%、0.86% 和 0.83%。可以看出,以相对误差为评价标准时,GA-BP 以及 PSO-BP 模型的预测精度均高于 BP 神经网络模型。

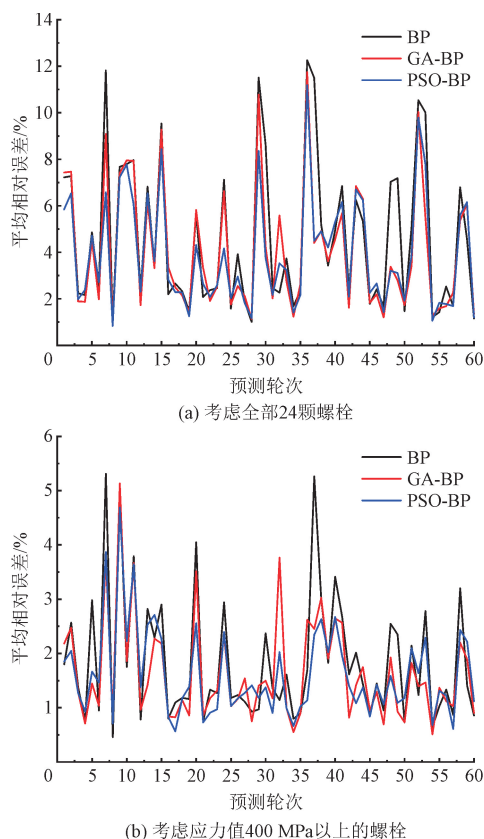


图 6 3 种模型 60 轮预测中 24 颗螺栓的平均相对误差
Fig. 6 The average relative error of 24 bolts in 60 rounds of prediction using three models

取相对误差最大的第 36 轮预测结果以及相对

误差最小的第 8 轮预测结果进行进一步分析,图 7 和图 8 分别给出了这两轮预测中 24 颗被预测螺栓应力的有限元模拟结果及 3 种模型的预测结果。图 7(a)为第 36 轮预测中 3 种模型的预测值与有限元结果的对比。有限元模拟中部分螺栓的应力水平较高,超过了材料的屈服强度 940 MPa,而部分螺栓的应力水平较低,最小仅为 47.7 MPa。图 7(b)为该轮预测中 3 种预测模型对于 24 颗螺栓应力预测的相对误差对比。3 种预测模型均在螺栓应力较低时(12~24 号螺栓)出现了较大的预测相对误差,而在螺栓应力较高时(1~11 号螺栓)相对误差较小。

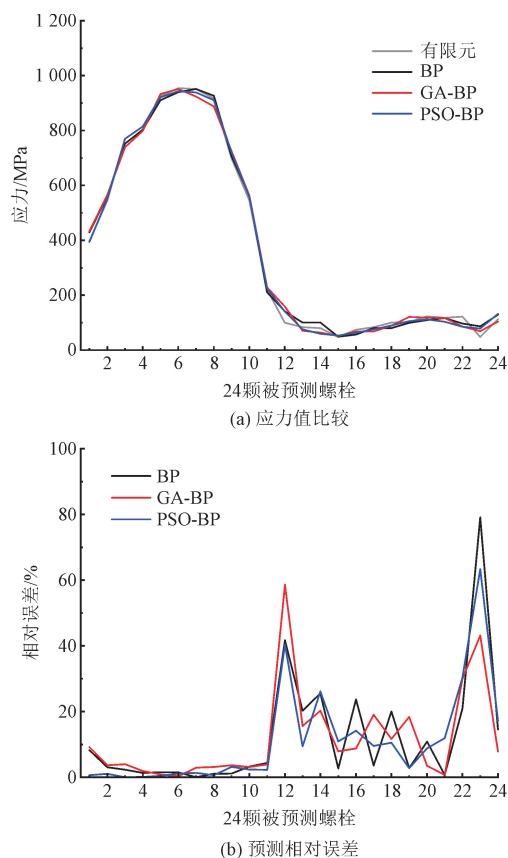


图 7 第 36 轮预测中预测值与有限元结果的比较

Fig. 7 Comparison between predicted values and finite element results in the 36th round of prediction

对于第 8 轮预测,如图 8(a)所示,有限元模拟中螺栓组整体处于弹性阶段,单颗螺栓的最大和最小应力分别为 526.4 MPa 和 341.7 MPa。如图 8(b)所示,螺栓间较小的应力差异使得 3 种预测模型的相对误差均较小。

图 9 绘制了 60 轮预测相应有限元模拟中 24 颗被预测螺栓应力的最小值、最大值与最小值间的差和最大值,以及每轮预测中 24 颗螺栓应力的平均相

对误差。

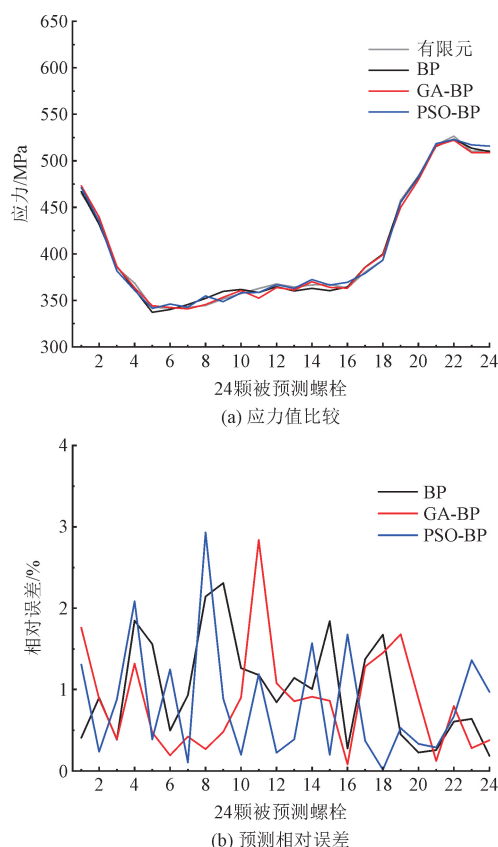


图8 第8轮预测中预测值与有限元结果的比较

Fig. 8 Comparison between predicted values and finite element results in the 8th round of prediction

图9(a)表明,预测相对误差与螺栓应力的最小值呈明显的负相关性,即神经网络模型的预测精度随法兰螺栓组应力最小值的减小而降低。在图9(b)中,预测相对误差与螺栓组应力的最大差值则呈现较为明显的正相关性,即神经网络模型的预测精度随法兰螺栓组应力最大差值的增大而降低。图9(c)则表明,螺栓组处于弹性阶段时神经网络模型的预测精度总体高于有螺栓进入塑性以后的情况。

针对法兰螺栓应力监测实际问题,对于单颗螺栓,应力较高时相应的预测精度更加值得关注。本研究螺栓材料的屈服强度为940 MPa,这里专门针对有限元模拟中监测点应力水平超过400 MPa的螺栓的预测情况进行分析,图6(b)为3种预测模型在60轮预测中应力值400 MPa以上螺栓预测结果的相对误差的平均值。BP、GA-BP和PSO-BP预测模型的平均相对误差的最大值分别为5.31%、5.13%和4.69%,最小值分别为0.46%、0.51%和0.56%。可以看出,3种预测模型对于应力值高于400 MPa

的螺栓都表现出了更好的预测能力。

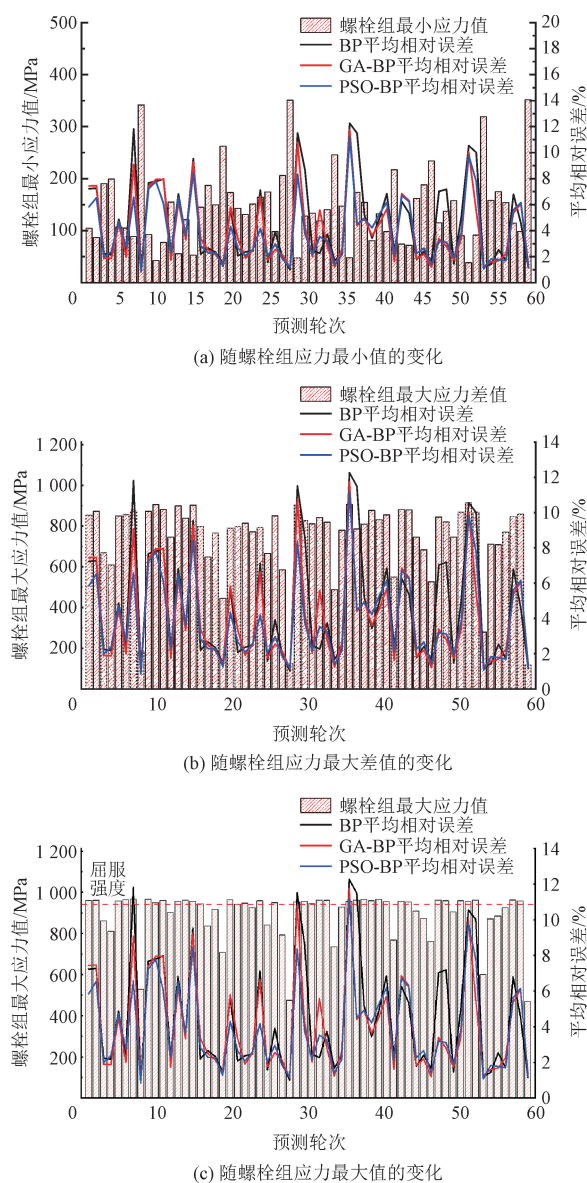


图9 模型预测精度随螺栓组应力特征的变化情况

Fig. 9 The variation of model prediction accuracy with the stress characteristics of bolt groups

表2汇总了考虑所有螺栓和仅考虑监测点应力值400 MPa以上螺栓的预测误差情况。考虑所有螺栓时,BP、GA-BP和PSO-BP预测模型的60轮预测的平均误差的平均值(整体平均误差)分别为4.64%、4.11%和3.95%,而仅考虑应力值400 MPa以上的螺栓时相应的误差平均值(整体平均误差)分别为1.85%、1.64%和1.62%。这表明,在所采用的3种预测模型中,GA-BP和PSO-BP模型相对于BP模型表现出了更高的准确性,而对于更值得关注的高应力水平螺栓,3种模型的预测精度均较高,其中PSO-BP模型的预测精度最高。

表2 螺栓应力预测相对误差汇总表

Tab.2 Summary of relative error in bolt stress prediction

模型	60 轮预测 24 颗螺栓的相对误差/%			60 轮预测中应力值 400 MPa 以上螺栓的相对误差/%		
	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
BP	12.26	0.99	4.64	5.31	0.46	1.85
GA-BP	11.75	0.86	4.11	5.13	0.51	1.64
PSO-BP	11.19	0.83	3.95	4.69	0.56	1.62

4 结 论

本研究以预紧法兰连接螺栓在变化的法兰端部横向力外载荷作用下应力的有限元模拟结果为数据样本,采用 BP、GA-BP 和 PSO-BP 神经网络模型对螺栓组的应力进行了预测和分析,得出以下结论。

1) 螺栓组应力分布特征随横向力载荷的大小及方向变化而变化,但最大应力螺栓都基本位于横向力作用线的反方向上,且螺栓组的应力近似呈现以横向力作用线为轴的对称分布形态;横向力作用反方向半周螺栓的应力水平整体明显高于横向力正方向半周螺栓。

2) 以相对误差为评价标准,3 种神经网络模型的预测精度均随螺栓组中最小螺栓应力值的减小而降低,同时也随螺栓组中螺栓的最大应力差的增大而降低;螺栓组处于弹性阶段时,预测精度总体高于有螺栓进入塑性阶段以后的情况;GA-BP 和 PSO-BP 模型相对于 BP 模型表现出了更高的准确性,而对于更值得关注的高应力水平螺栓,3 种模型均给出了较高精度的预测结果,其中 PSO-BP 模型的预测精度最为理想。

在下一步研究中,将考虑更大规模的螺栓数量和更加复杂的外载荷情况,以及预测模型中螺栓输入数量对预测精度的影响等问题,对预测模型做出必要的进一步改进,并开展试验测试和验证工作。

参考文献:

- [1] 王伟强,马官兵,汤建帮,等. 超声检测技术在核电厂螺栓在役检查中的应用[J]. 核动力工程, 2025, 46(3):266-270.
WANG Weiqiang, MA Guanbing, TANG Jianbang, et al. Application of ultrasonic technique in in-service inspection of bolts in nuclear power plants[J]. Nuclear power engineering, 2025, 46(3):266-270(in Chinese).
- [2] 栾宇,关振群,程耿东,等. 螺栓法兰连接结构的拉压不同刚

度动力学模型[J]. 导弹与航天运载技术, 2021(4):30-35.

LUAN Yu, GUAN Zhenqun, CHENG Gengdong, et al. Simplified dynamic model with different tensile and compressive stiffness for bolted flange connections[J]. Missiles and space vehicles, 2021(4):30-35(in Chinese).

- [3] 赵排航,王克印,黄海英,等. 扭矩扳手发展现状及展望[J]. 工具技术, 2015, 49(10):20-24.
ZHAO Paihang, WANG Keyin, HUANG Haiying, et al. Development status and prospect of torque wrench[J]. Tool engineering, 2015, 49(10):20-24(in Chinese).
- [4] 郭永兴,李志雄. 增敏型光纤布拉格光栅锚索测力传感器[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(5):68-75.
GUO Yongxing, LI Zhixiong. Sensitized fiber bragg grating anchor cable force sensor[J]. Laser & optoelectronics progress, 2023, 60(5):68-75(in Chinese).
- [5] 吴强,俞志伟,吉爱红,等. 一种小型电阻应变式三维力传感器的仿真设计[J]. 中国机械工程, 2011, 22(11):1288-1293.
WU Qiang, YU Zhiwei, JI Aihong, et al. Development of a miniature resistance strain three dimensional force sensor[J]. China mechanical engineering, 2011, 22(11):1288-1293(in Chinese).
- [6] JOHNSON G C, HOLT A C, CUNNINGHAM B. An ultrasonic method for determining axial stress in bolts[J]. Journal of testing and evaluation, 1986, 14(5):253-259.
- [7] 刘家斌,王雪梅,倪文波. 螺栓轴向应力-超声波渡越时间自动标定系统研究[J]. 中国测试, 2020, 46(3):91-96.
LIU Jiabin, WANG Xuemei, NI Wenbo. Research on automatic calibration system of bolt axial stress-ultrasonic time of flight[J]. China measurement & testing technology, 2020, 46(3):91-96(in Chinese).
- [8] 周士栋,薛扬,马晓晶,等. 基于 SCADA 数据的风电机组关键载荷预测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2):219-225.
ZHOU Shidong, XUE Yang, MA Xiaojing, et al. Prediction of wind turbine key load based on SCADA data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(2):219-225(in Chinese).
- [9] 尹少平,冯沫,王灵梅,等. 大型风电机组塔筒应力监测点的选取与预警[J]. 电网与清洁能源, 2018, 34(10):76-82.

- YIN Shaoping, FENG Mo, WANG Lingmei, et al. Selection and early warning of monitoring points of the tower of the large sized wind turbine unit[J]. Power system and clean energy, 2018, 34(10):76-82(in Chinese).
- [10] 薛磊, 王灵梅, 孟恩隆, 等. 基于 SCADA 数据和改进 BP 神经网络的塔筒应力预测[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(1):95-102.
- XUE Lei, WANG Lingmei, MENG Enlong, et al. Stress prediction of wind turbine tower drums based on SCADA data and improved BP neural network[J]. Noise and vibration control, 2021, 41(1):95-102(in Chinese).
- [11] 毛晓敏, 张慧华, 纪晓磊, 等. 基于 XFEM 与 BP 神经网络的裂纹智能识别[J]. 应用力学学报, 2022, 39(6):1158-1167.
- MAO Xiaomin, ZHANG Huihua, JI Xiaolei, et al. Intelligent crack identification based on XFEM and BP neural network[J]. Chinese journal of applied mechanics, 2022, 39(6):1158-1167(in Chinese).
- [12] 汤群益, 张栋梁, 陈金军, 等. 基于 BP 神经网络的风电机组钢混组合式塔架结构频率预测[J]. 固体力学学报, 2021, 42(5):612-622.
- TANG Qunyi, ZHANG Dongliang, CHEN Jinjun, et al. The frequency prediction for the hybrid structure of wind turbine foundation based on the back propagation(BP)neural network[J]. Chinese journal of solid mechanics, 2021, 42(5):612-622(in Chinese).
- [13] 杨超, 张开富. 基于 PSO-BiLSTM 神经网络的机身筒段应力预测[J]. 航空学报, 2023, 44(7):261-270.
- YANG Chao, ZHANG Kaifu. Stress prediction of fuselage tube section based on PSO-BiLSTM neural network[J]. Acta aeronautica et astronautica Sinica, 2023, 44(7):261-270(in Chinese).
- [14] 余运俊, 袁国瑛, 万晓凤, 等. 基于遗传算法及 BP 神经网络的混合孤岛检测方法[J]. 可再生能源, 2018, 36(5):701-706.
- YU Yunjun, ZHONG Guoying, WAN Xiaofeng, et al. A hybrid islanding detection method based on genetic algorithm and BP neural network[J]. Renewable energy resources, 2018, 36(5):701-706(in Chinese).
- [15] 高培显. 风力发电变桨连接螺栓故障诊断和可靠性分析[D]. 太原:太原理工大学, 2017.
- [16] 庞松. 基于超声波的风电机组多螺栓应力在线监测研究[D]. 成都:西南交通大学, 2021.
- [17] 薛磊. 大型风电机组载荷监测与延寿评估技术研究[D]. 太原:山西大学, 2020.
- [18] 徐祉康, 易伟同, 祝磊. 风力发电机组钢塔筒 M64 螺栓连接法兰受拉承载性能试验研究[J]. 建筑结构, 2021, 51(增刊1):1522-1527.
- XU Zhikang, YI Weitong, ZHU Lei. Experimental study on tensile bearing capacity of M64 bolted flange of wind turbine tower[J]. Building structure, 2021, 51(S1):1522-1527(in Chinese).
- [19] 徐静, 薛欣玮, 卢健. 基于 ANSYS 软件的螺栓法兰连接结构应力和疲劳分析[J]. 机械制造, 2018, 56(12):17-20.
- XU Jing, XUE Xinwei, LU Jian. Stress and fatigue analysis of bolted flange connection structure based on ANSYS software[J]. Machinery, 2018, 56(12):17-20(in Chinese).
- [20] 唐洲. 风力发电机组高强度螺栓连接有限元模拟研究[D]. 绍兴:绍兴文理学院, 2021.
- [21] 康凯, 孟雨萱, 郑健, 等. 基于 BP 神经网络的周口店遗址裂缝变形监测数据分析与预测[J]. 安全与环境工程, 2024, 31(6):169-178.
- KANG Kai, MENG Yuxuan, ZHENG Jian, et al. Analysis and prediction of crack deformation monitoring data of Zhoukoudian Site based on back propagation neural network[J]. Safety and environmental engineering, 2024, 31(6):169-178(in Chinese).
- [22] 王睿, 漆泰岳, 冯剑, 等. 基于遗传算法的 BP 神经网络隧道施工参数正反演分析与应用[J]. 铁道学报, 2016, 38(4):98-104.
- WANG Rui, QI Taiyue, FENG Jian, et al. Application of genetic algorithm based ANN to forward and back analysis on tunnel construction parameters[J]. Journal of the China Railway Society, 2016, 38(4):98-104(in Chinese).
- [23] LIU H M, QIN X P, HUANG S, et al. Geometry characteristics prediction of single track cladding deposited by high power diode laser based on genetic algorithm and neural network[J]. International journal of precision engineering and manufacturing, 2018, 19(7):1061-1070.
- [24] ZHANG Y X, GAO X D, KATAYAMA S. Weld appearance prediction with BP neural network improved by genetic algorithm during disk laser welding[J]. Journal of manufacturing systems, 2015, 34:53-59.
- [25] 郭迎庆, 周敏, 吴景, 等. 基于遗传算法优化的磁流变减震结构模糊控制研究[J]. 应用力学学报, 2020, 37(4):1500-1507.
- GUO Yingqing, ZHOU Min, WU Jing, et al. Study on fuzzy control of magneto-rheological structure based on genetic algorithm optimization[J]. Chinese journal of applied mechanics, 2020, 37(4):1500-1507(in Chinese).
- [26] 李淑芸, 高轩, 郑修鹏, 等. 基于有限测点信息的管路振动载荷识别方法研究[J]. 应用力学学报, 2025, 42(5):1049-1056.
- LI Shuyun, GAO Xuan, ZHENG Xiupeng, et al. Identification method of pipeline vibration loads with limited measurement information[J]. Chinese journal of applied mechanics, 2025, 42(5):

- 1049-1056(in Chinese).
- [27] 张昕阳, 申玉生, 常铭宇, 等. 基于 GA-BP 神经网络的隧道围岩相似材料配合比设计[J]. 现代隧道技术, 2024, 61(6):82-91.
- ZHANG Xinyang, SHEN Yusheng, CHANG Mingyu, et al. Mix proportion design of similar materials for tunnel surrounding rocks based on GA-BP neural network[J]. Modern tunnelling technology, 2024, 61(6):82-91(in Chinese).
- [28] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA:IEEE, 1995:1942-1948.
- [29] 黄艺航, 蔡凯武, 黄晓智, 等. 基于机器学习的通信电缆故障检测与定位方法[J]. 自动化与信息工程, 2024, 45(1):35-41.
- HUANG Yihang, CAI Kaiwu, HUANG Xiaozhi, et al. Fault detection and localization method of communication cables based on machine learning[J]. Automation & information engineering, 2024, 45(1):35-41(in Chinese).
- [30] 李大权, 李顺才, 吴春力. 粒子群算法优化的车削温度组合预测模型研究[J]. 应用力学学报, 2020, 37(6):2354-2361.
- LI Daquan, LI Shunca, WU Chunli. Research on combined prediction model of turning temperature optimized by particle swarm optimization[J]. Chinese journal of applied mechanics, 2020, 37(6):2354-2361(in Chinese).
- [31] 张宇鹏, 刘韡. 基于 PSO-ANFIS 模型的矩形薄板荷载情况反演[J]. 应用力学学报, 2024, 41(6):1336-1342.
- ZHANG Yupeng, LIU Wei. Load inversion of rectangular thin plate based on PSO-ANFIS model[J]. Chinese journal of applied mechanics, 2024, 41(6):1336-1342(in Chinese).
- [32] 李晓娟, 张芳媛, 喻玲. 基于主成分分析-BP 神经网络的风电备件需求预测[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(1):281-288.
- LI Xiaojuan, ZHANG Fangyuan, YU Ling. Wind power spare parts demand forecasting based on PCA-BP neural network[J]. Science technology and engineering, 2024, 24(1):281-288(in Chinese).

(编辑 李坤璐)