

文章编号:1005-0523(2025)03-0108-09



基于改进BP神经网络的T形圆管节点 应力集中系数研究

周运来¹, 陈吉锋¹, 王煜博¹, 杨强², 姚峰¹

(1. 西安交通大学复杂服役环境重大装备结构强度与寿命全国重点实验室, 陕西 西安 710049;

2. 中国飞机强度研究所强度与结构完整性全国重点实验室, 陕西 西安 710065)

摘要:利用蜣螂优化(DBO)改进的BP神经网络计算T形圆管节点应力集中系数(SCF),实现了SCF快速准确求解。首先,对轴力作用下的T形圆管节点进行有限元参数化建模,与试验数据对比,验证模型的可靠程度;其次,建立不同几何尺寸条件下的T形圆管节点冠点和鞍点的SCF数据集,分析无量纲几何参数对应力集中系数的影响;最后,采用DBO改进的BP神经网络对不同几何参数节点SCF数据集进行回归预测。结果表明,改进后的BP神经网络模型的预测性能优于未改进BP神经网络。相较于SCF参数方程,采用DBO改进的BP神经网络预测更高效、更准确。

关键词:T形圆管节点;BP神经网络;热点应力;应力集中系数;蜣螂优化算法

中图分类号:TU391

文献标志码:A

本文引用格式:周运来,陈吉锋,王煜博,等.基于改进BP神经网络的T形圆管节点应力集中系数研究[J].华东交通大学学报,2025,42(3):108-116.

Investigation on Stress Concentration Factor of T-tubular Joints Based on Improved BP Neural Network

Zhou Yunlai¹, Chen Jifeng¹, Wang Yubo¹, Yang Qiang², Yao Feng¹

(1. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, School of Aerospace Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. National Key Laboratory of Strength and Structural Integrity, Aircraft Strength

Research Institute of China, Xi'an 710065, China)

Abstract: The BP neural network improved by the dung beetle optimization(DBO) is used to calculate the stress concentration factor (SCF) of T-tubular joints, and the SCF can be solved quickly and accurately. First, finite element parameterized modeling of T-tubular joints under basic axial loading was conducted, and comparative analysis with experimental data verified the model's reliability. Next, a SCF dataset was established for crown and saddle points, analyzing the influence of dimensionless geometric parameters on SCF. Finally, the BP neural network improved by DBO is used to perform regression prediction on the SCF data sets of joints with different geometric parameters. The results show that the prediction performance of the improved BP neural network model is better than that of the unimproved BP neural network. Compared with the SCF parameter equation, the BP neural network prediction using DBO is more efficient and accurate.

收稿日期:2024-12-22

基金项目:陕西省自然科学基金面上项目(2023-JC-YB-007)

Key words: T-tubular joints; BP neural network; hot spot stress; stress concentration factor; dung beetle optimization

Citation format: ZHOU Y L, CHEN J F, WANG Y B, et al. Investigation on stress concentration factor of T-tubular joints based on improved BP neural network[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2025, 42(3): 108–116.

圆钢管节点以其卓越的力学性能和建筑特性,被广泛用于海洋平台、航站楼和体育场馆等大跨度建筑中,其中T形圆管节点是常见的结构形式之一。由于圆管节点在循环荷载作用下,焊趾处会产生应力集中,导致疲劳破坏^[1]。在评估管节点疲劳性能时,热点应力(HSS)通常被作为核心指标,也是一项衡量节点疲劳性能的重要参数。只要确定了热点应力值,就能利用统一的热点应力-载荷循环次数(SHSS-N)曲线来推算载荷循环次数。通过精确计算热点应力与应力集中系数,能够更准确地评估海上结构的疲劳寿命,从而减少疲劳失效风险。因此,如何快速、准确地求解管节点的热点应力和应力集中系数,已成为工程领域的重要研究内容^[2]。

管节点根据截面形式可分为圆管节点(CHS)、方管节点(SHS)、矩形管节点(RHS)以及3种混合截面节点,其中圆管节点具有高抗弯强度、高强度重量比的优点^[3],被广泛应用于海上建筑结构。目前常用的热点应力计算手段有表面外推法^[4]、厚度线性化法^[5]、Dong法^[6]、1 mm法^[7]。外推法是试验确定热点应力的唯一方法,但对于不同管节点类型外推方法具有不确定性,而厚度线性化法没有外推方法不确定这个缺陷。陈团海等^[8]提出一种计算复合荷载作用下T型节点应力集中系数(SCF)的数值方法,并采用该方法研究复合荷载作用下冰区平台中冰厚、来冰方向、冰速对SCF的影响。Zhang等^[9]对轴向荷载作用下T型节点SCF进行了数值模拟,建立了816个有限元模型,分析了几何参数对SCF大小和分布的影响,并建立了最大SCF和描述SCF分布的参数方程。Liu等^[10]提出了计算节点结构应力的零点结构应力法(ZPSS),并将其应用于T型节点应力集中系数计算,推导出T型节点应力集中系数的高拟合度参数方程。Belhour^[11]研究了轴向加载和后续弯矩荷载的组合荷载下T型节点主管与

支管交界处的热点应力,并分析了无量纲几何参数对T型节点应力集中系数大小和分布的影响。Daneshvar^[12]对面内弯矩作用下含有镀锌孔的方管T型节点的SCF进行了研究,建立了192组不同孔位和无量纲几何参数的有限元模型,他提出了含有镀锌孔的方管T型节点SCF的计算公式。Matti等^[13]对面外弯矩作用下方管T型节点进行了试验与有限元研究,将试验测得SCF与有限元计算得到SCF进行了比较验证,并绘制了方管T型节点面外弯矩作用下SCF的计算图。Pandey^[14]对冷弯高强度钢传统方管T型节点、支管旋转T型节点、方形鸟嘴T型节点、菱形鸟嘴T型节点进行了轴向压缩载荷试验,发现目前已有规范无法准确预测构建旋转后T型节点的SCF。目前钢管节点的研究扩展到加强节点;Nassiraei^[15]研究了轴向荷载作用下外圈加固的T形管节点的应力集中系数,通过多元非线性回归分析外形参数对应力集中系数的影响,并提出了一个包含管节点无量纲几何参数和外圈无量纲几何参数的应力集中系数计算公式。

当前管节点的应力集中系数计算大多采用建立SCF参数方程的方法,尽管参数方程能够在一定程度上反映出管节点的应力集中特性,但管节点的应力集中系数与几何参数、约束条件之间具有复杂的非线性关系,基于统计方法对有限元数据进行回归得到的参数方程在不同的荷载条件和管节点类型下参数方程的适用性和准确性不佳,加强管节点的应力集中系数参数方程参数数目更多,求解更为困难。人工神经网络已在多个领域被证明是解决复杂非线性问题的有效方法^[16],可准确高效地计算管节点的应力集中系数。此外,Xue^[17]提出了蜣螂优化(dung beetle optimization, DBO),其收敛速度快、稳定性高的优势,已被证实在工程问题的求解中具有可靠性^[18]。

本文将DBO改进的BP神经网络应用于T形圆

管节点应力集中系数的计算。对T形圆管节点进行有限元参数化建模,并与试验数据对比;分析无量纲几何参数对冠点和鞍点应力集中系数的影响;最后采用DBO-BP神经网络计算T形圆管节点的SCF。

1 T形圆管节点基本概况

1.1 模型及几何参数

T形圆管节点的模型示意图如图1所示。图1(a)中, L 、 l 分别为主管和支管长度;图1(b)中, D 、 d 分别为主管和支管外直径; T 、 t 分别为主管和支管壁厚。主管两端为固定约束,支管端部受到轴力荷载 F_{ax} 。T形圆管节点的几何无量纲参数定义如下

$$\alpha = \frac{2L}{D}, \beta = \frac{d}{D}, \gamma = \frac{D}{2T}, \tau = \frac{t}{T} \quad (1)$$

式中: α 为主管长细比; β 为支主管外径比; γ 为主管径厚比; τ 为支主管壁厚比。

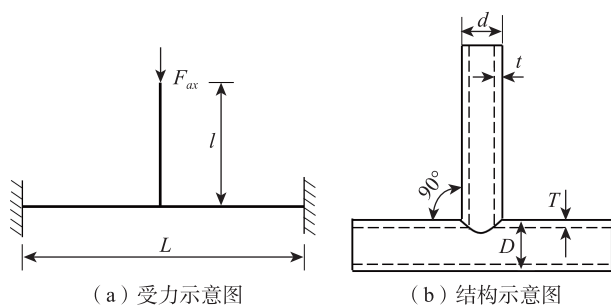


图1 T形圆管节点示意图

Fig. 1 Schematic diagram of T-tubular joint

1.2 热点应力计算方法

图2为表面外推法原理示意图,外推方法应根据管节点截面形状来选取^[19],圆管节点焊趾附近的应力梯度分布是近似线性的,因此采用线性外推法来计算圆管节点的热点应力^[20]。热点应力的线性递推公式如式(2)所示,其中 $L_{r,max}$ 、 σ_2 是远端应力插值点到焊趾的距离和垂直于焊趾的应力, $L_{r,min}$ 、 σ_1 是近端应力插值点到焊趾的距离和垂直于焊趾的应力

$$\sigma_{hs} = \frac{L_{r,max} \sigma_1 - L_{r,min} \sigma_2}{L_{r,max} - L_{r,min}} \quad (2)$$

施加于支管端部的轴力产生的名义应力的计算公式为

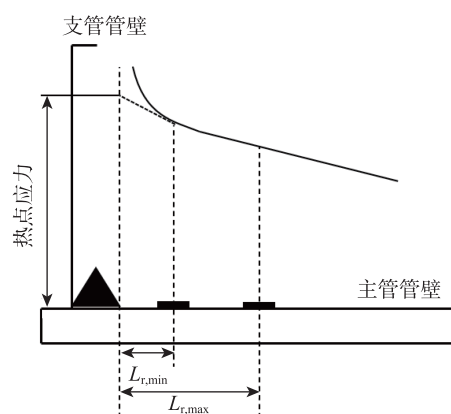


图2 表面外推法示意图

Fig. 2 Schematic diagram of extrapolation method

$$\sigma_{nm} = \frac{F_{ax}}{A} \quad (3)$$

式中: F_{ax} 为施加于支管处的轴力; A 为支管的横截面积。

应力集中系数SCF是热点应力与名义应力的比值,是描述应力集中程度的重要指标,具体定义如下

$$SCF = \frac{\sigma_{hs}}{\sigma_{nm}} \quad (4)$$

2 T形圆管节点有限元模型建立及精度验证

根据表1所示T形圆管节点的几何参数建立无焊缝三维实体单元(C3D8R)模型,为精确计算应力集中区域的应力,焊趾附近区域网格划分更加精细,网格单元尺寸大小为对应位置管壁厚度值的一半,其余网格单元尺寸大小为管壁厚度值。图3为焊趾附近区域的网格划分示意图和最大主应力云图。

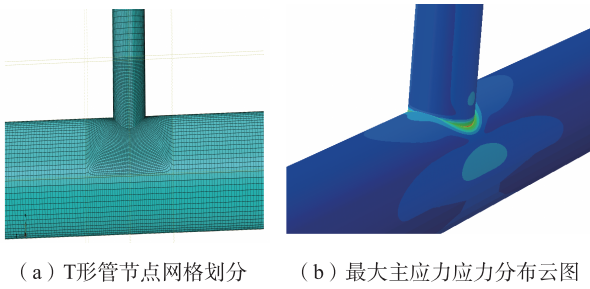
图4为T形管节点由冠部开始沿焊趾一周,主管与支管应力集中系数的变化情况。图中显示,在鞍点处应力集中系数取得最大值,说明T形圆管节点在鞍点处的应力集中现象最明显,更容易发生疲劳破坏。

根据 Complex Int、Wordsworth、LR、UCL、Toprac^[21]等研究者和科研机构的部分试验数据中的T形圆管节点几何参数建立相应有限元模型,计算鞍

表1 模型几何尺寸表

Tab.1 Geometric dimension of the model

几何参数	主管外径 D	支管外径 d	主管长度 L	支管长度 l	主管厚度 T	支管厚度 t
尺寸值	40	24	400	144	1	0.5



(a) T形管节点网格划分 (b) 最大主应力应力分布云图

图3 T形管节点模型示意图

Fig. 3 Schematic diagram of T-tubular joint model

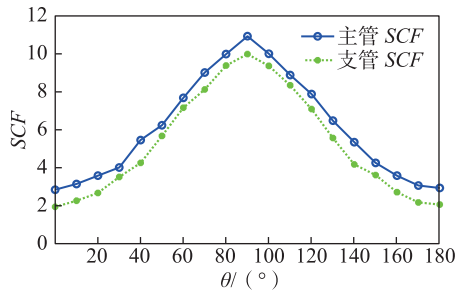


图4 主管与支管沿焊缝方向SCF

Fig. 4 SCF along the weld of chord and brace

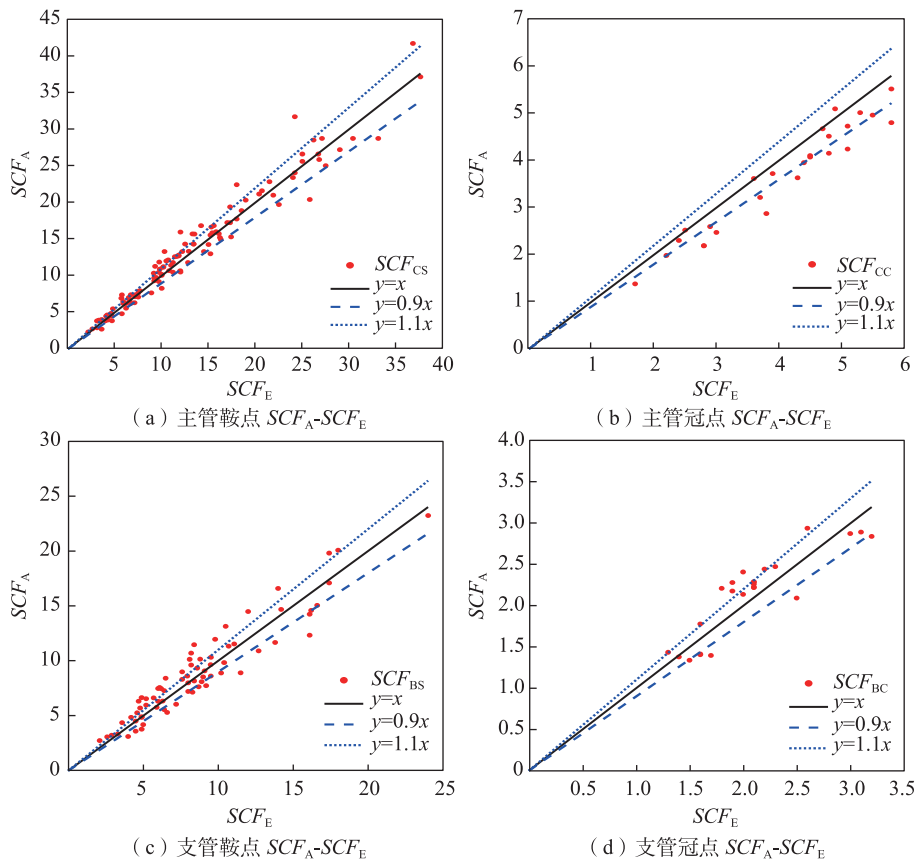


图5 主管应力集中系数试验值与有限元值

Fig. 5 Test value and finite element value of SCF of chord and brace

点和冠点处的应力集中系数,与试验数据进行了对比分析。有限元计算得到的应力集中系数与试验值分别表示为 SCF_A 和 SCF_E 。绘制关键点 SCF_A 和 SCF_E 关系的散点图如图5所示,数据点大部分分布在直线 $y=0.9x$ 和 $y=1.1x$ 之间的区域,最大误差值为24.3,绝大部分误差值小于10%,两者的吻合度可以验证有限元模型的精度。

3 无量纲几何参数分析

根据表2中所列出的无量纲几何参数建立相应的T形圆管节点有限元模型,计算了轴力作用下的T形圆管节点的主支管的冠点和鞍点处的应力集中系数,主管冠点和鞍点的应力集中系数为 SCF_{CC} 、 SCF_{CS} ,支管冠点和鞍点的应力集中系数为 SCF_{BC} 、 SCF_{BS} 。以主管冠点和鞍点的应力集中系数为例,分析 α 、 β 、 γ 、 τ 对应力集中系数的影响。在有限元参数化建模中,各无量纲几何参数取值为 $5 \leq \alpha \leq 40$ 、 $0.2 \leq \beta \leq 1.0$ 、 $5 \leq \gamma \leq 40$ 、 $0.2 \leq \tau \leq 1.0$,具体取值见表2,并根据有限元的计算结果绘制应力集中系数与无量

纲几何参数的关系(图6~图11)。

3.1 主管长细比 α 对 SCF 的影响

图6~图8为应力集中系数 SCF 与主管长细比 α 的关系图,当 α 大于某一临界值时,冠点的 SCF 与 α 基本呈线性相关,鞍点的 SCF 随着 α 增大基本保持不变;这是由于随着 α 的递增,主管长度,支管轴力作用下主管鞍点一侧外壁的弯曲正应力呈线性增大,而冠点一侧外壁的弯曲正应力始终为零。

从图6(a)、图7(a)与图8(a)的鞍点 SCF 图中,可以发现, SCF 曲线有一个显著拐点。当 α 小于临界值后,应力集中系数会随着 α 的减小而显著减小,该效应称为短主管效应,反映短主管对鞍点处应力集中系数的减小作用。从图6可以看出,短主管效应的临界值 α 不是一个定值,它与另一无量纲几何参数 γ 有关,且随着 γ 的增大而增大。

表2 无量纲几何参数取值

Tab.2 Value of dimensionless geometric parameter

无量纲几何参数	取值
α	5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40
γ	5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40
β	0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0
τ	0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0

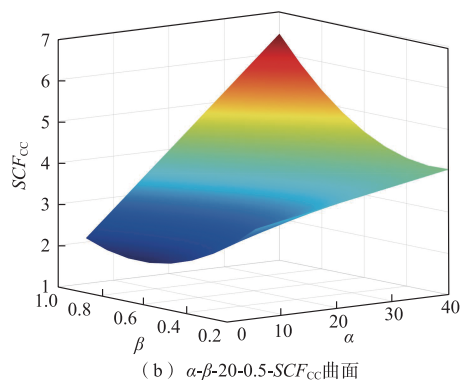
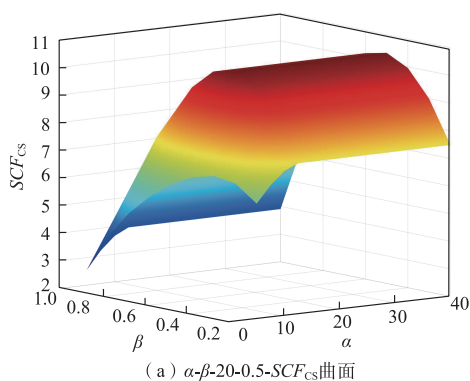


图6 应力集中系数与 α, β 关系图
Fig. 6 SCF and α, β relationship diagram

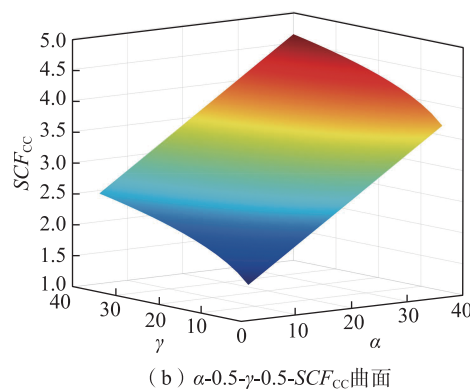
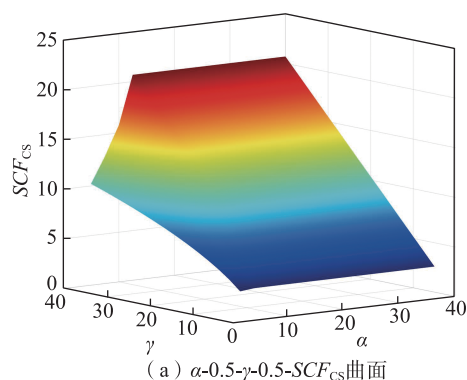


图7 应力集中系数与 α, γ 关系图
Fig. 7 SCF and α, γ relationship diagram

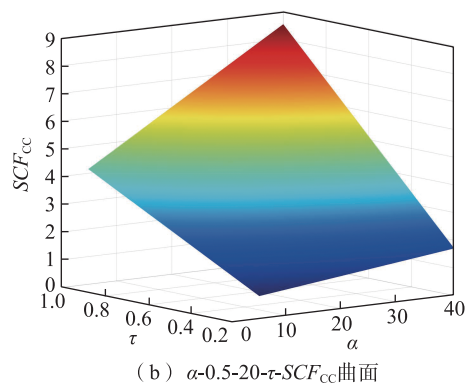
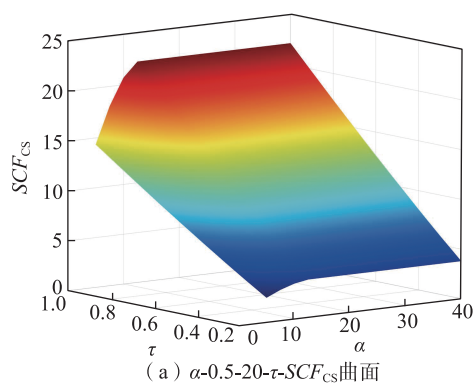


图8 应力集中系数与 α, τ 关系图
Fig. 8 SCF and α, τ relationship diagram

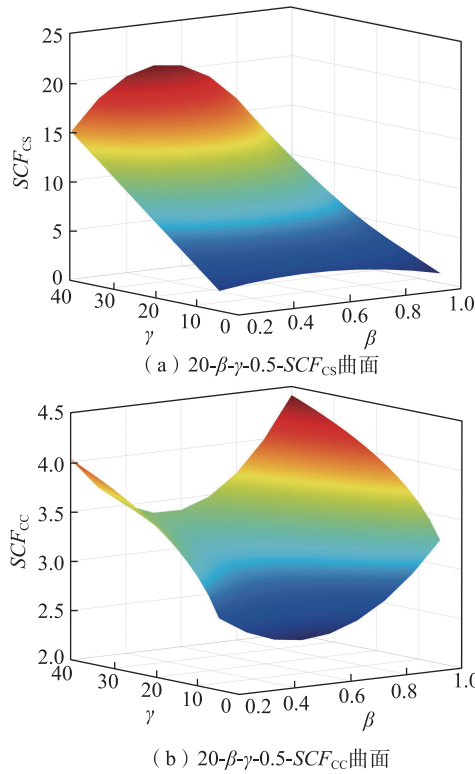


图9 应力集中系数与 β, γ 关系图
Fig. 9 SCF and β, γ relationship diagram

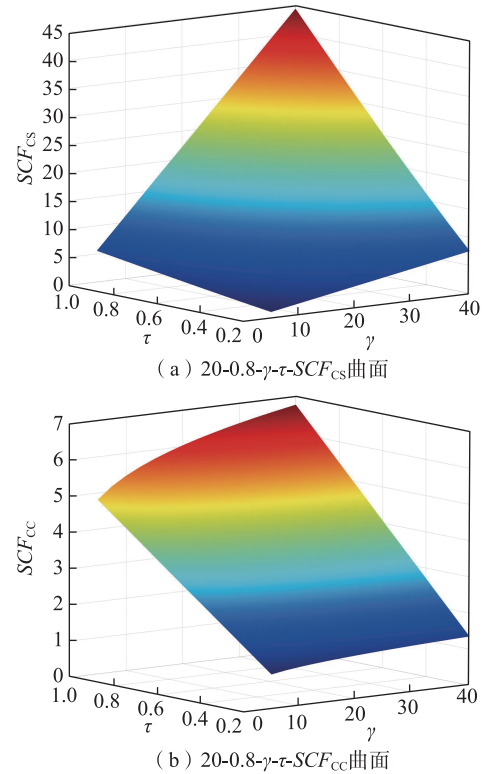


图11 应力集中系数与 γ, τ 关系图
Fig. 11 SCF and γ, τ relationship diagram

3.2 支主管外径比 β 对 SCF 的影响

图6、图9与图10是支主管外径比 β 与应力集中系数 SCF 的关系图,图中可以看出,鞍点的 SCF 随着 β 的增大呈现先增大后减小的趋势, SCF 曲线的极值点位于 $\beta=0.5$ 附近;冠点处的 SCF 随着 β 的增大呈现先增大后减小的规律,恰好与鞍点的变化规律相反。

3.3 主管径厚比 γ 对 SCF 的影响

图7、图9与图11是主管径厚比 γ 对应力集中系数 SCF 的关系图,从图中可以发现,冠点和鞍点的 SCF 都随主管径厚比 γ 的增大而增大,其中冠点处的 SCF 与主管径厚比 γ 基本呈线性关系,鞍点处的 SCF 增幅明显大于冠点处的 SCF 。这是由于随着主管径厚比 γ 的增大,主管壁厚 T 变小,主管管壁刚度随之减小,因此鞍点和冠点的应力集中系数都增大,其中主管冠点处的管壁刚度远小于主管鞍点处的管壁刚度。

3.4 支主管壁厚比 τ 对 SCF 的影响

图8、图10与图11是支主管壁厚比 τ 与应力集中系数 SCF 的关系图,从图中可以发现,冠点和鞍点的 SCF 随着支主管壁厚比 τ 的增大而增大,其中鞍点的 SCF 增大趋势远大于冠点。这是由于随着支主管壁厚比 τ 的增大,支管管壁厚度增大,支管名

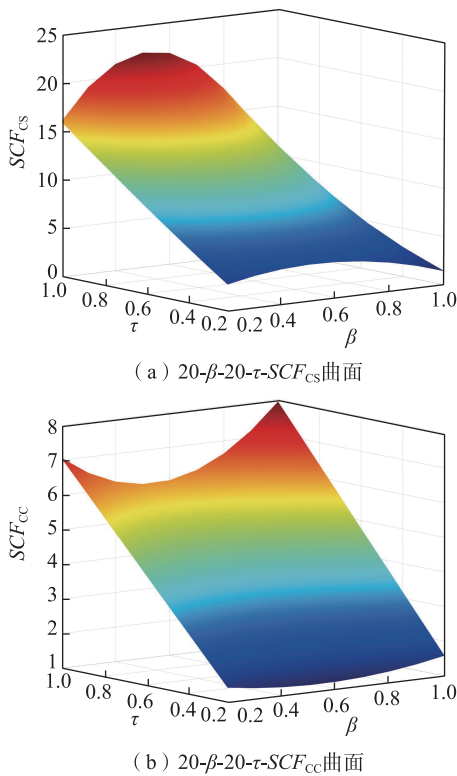


图10 应力集中系数与 β, τ 关系图
Fig. 10 SCF and β, τ relationship diagram

义应力不变,但支管横截面积增大,因此施加在支管端部的轴力增大,主管的应力集中系数增大。同时,鞍点处支管的刚度远大于冠点,因此鞍点处应力集中系数的增大更加明显。

4 基于BP神经网络应力集中系数计算

BP神经网络是一种通过误差反向传播来调整网络权值和阈值的神经网络模型,网络结构主要有输入层、隐藏层、输出层。本节以T形圆管节点主管鞍点应力集中系数为例,采用BP神经网络对其进行回归预测。首先,将应力集中系数数据集随机打乱,将前1200个样本用作训练集,剩余的样本用作测试集,对输入数据和输出数据进行归一化,以T形圆管节点主管长细比 α ,支主管外径比 β ,主管径厚比 γ ,支主管壁厚比 τ 第4个影响因素为输入参数,共4个输入节点,将主管鞍点SCF作为输出节点,隐含层节点数为8,建立 $4 \times 8 \times 1$ 拓扑结构的神经网络, W_{ij} 为第*i*个输入层到第*j*隐含层间的权重, W_{jk} 为第*j*个隐含层到第*k*个输出层间的连接权重,通过对网络模型的连接权重进行调整,使得模型输出值与实际值误差达到最小,模型的训练结果达到最优,如图12所示。

然而,BP神经网络的起始网络权值和阈值是随机的,需要进行多次迭代才能确定适合的网络权值和阈值,这会使得网络训练的速度和精度下降;DBO是一种群体智能化优化算法,采用DBO-BP神经网络的起始权值和阈值,提高计算速度和精度。

图13和图14分别为DBO-BP神经网络在训练

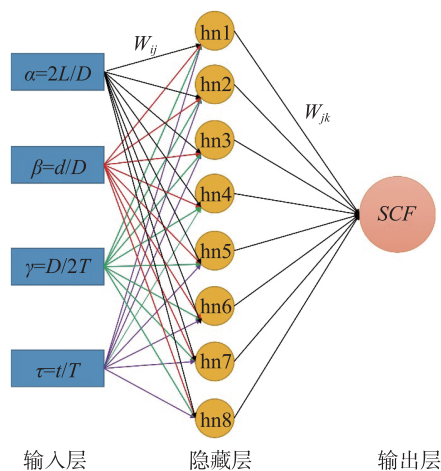


图12 BP神经网络

Fig. 12 BP neural network

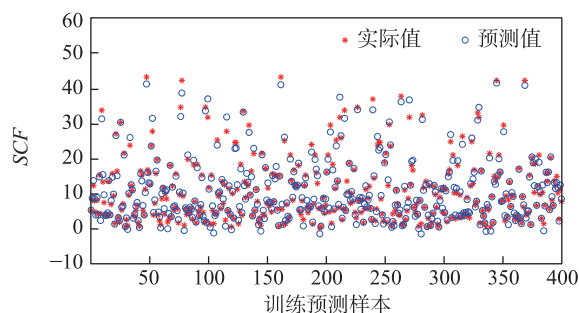


图13 SCF训练集预测结果

Fig. 13 SCF training set predicts results

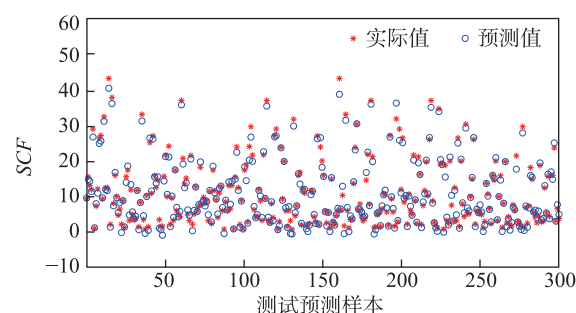


图14 SCF测试集预测结果

Fig. 14 SCF test set predicts results

集和测试集上对SCF的预测结果。图中可以看出,训练集和测试集的预测值和实际值吻合良好,训练集的平均相对误差为1.55%左右,测试集的平均相对误差在3.00%左右,表明DBO-BP神经网络能够良好的反映T形圆管节点无量纲参数与主管鞍点应力集中系数SCF之间的关系。

图15为DBO-BP神经网络预测SCF与实际SCF之间的比值,反映了两者的吻合程度。从图中可以发现,大部分数据点都位于直线 $y=0.9x$ 和 $y=1.1x$ 之间,预测结果与实际结果吻合效果良好。

选取UCL、Toprac^[21]部分试验数据中的无量纲几何参数,分别采用未改进BP神经网络和DBO-BP神经网络对应力集中系数SCF进行10次回归预测,对其结果取平均值,得到BP计算结果、DBO-BP计算结果、DNV^[22]规范SCF和试验SCF,如表3所示。

表4为BP神经网络预测结果、DBO-BP神经网络预测结果、DNV规范计算结果与试验数据的相对误差表,结果表明,BP神经网络对10组数据的预测值的误差平均值为7.99%,DBO-BPD对10组数据的预测值的误差平均值为4.75%,DBO-BP相较于BP误差减少了3.24%,DBO-BP神经网络的模型预测性能比BP神经网络提升18.5%,DBO-BP神经网络

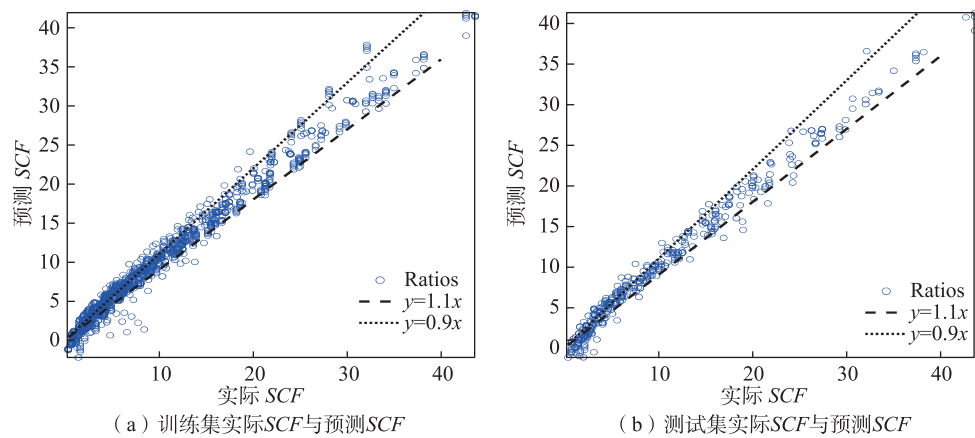


图15 SCF预测值与实际值
Fig. 15 SCF predicted value and actual value

表3 BP,DBO-BP和DNV规范SCF预测结果

Tab.3 SCF prediction results by BP, DBO-BP and DNVspecification								
序号	α	β	γ	τ	BP	DBO-BP	DNV	试验数据结果
1	15.06	0.314	25.50	0.904	22.32	20.31	22.43	18.0
2	12.50	0.550	15.20	1.000	15.43	15.37	16.83	14.2
3	8.00	0.710	14.30	1.000	11.81	12.77	12.99	12.5
4	10.60	0.650	15.00	0.710	9.37	10.22	10.69	9.8
5	10.00	0.500	14.30	0.500	6.58	6.62	7.23	6.7
6	16.00	0.250	32.00	1.000	27.83	27.38	28.52	26.2
7	13.00	0.480	15.90	0.750	11.65	11.69	12.81	11.8
8	8.10	0.710	14.30	1.000	11.86	12.83	13.06	13.4
9	7.53	0.436	25.50	1.032	22.90	25.33	22.10	27.1
10	13.60	0.533	17.32	0.359	5.96	6.05	6.23	5.9

表4 BP,DBO-BP预测结果,DNV规范与试验数据相对误差
Tab.4 Relative error of BP, DPO-BP prediction results, DNV specification and test data

序号	BP与试验 误差	DBO-BP与 试验误差	DNV规范与 试验误差	序号	BP与试验 误差	DBO-BP与 试验误差	DNV规范与 试验误差
1	0.239 8	0.128 3	0.245 9	7	-0.012 6	-0.009 3	0.085 2
2	0.086 5	0.082 3	0.185 3	8	-0.114 6	-0.042 8	-0.025 4
3	-0.055 5	0.021 8	0.039 2	9	-0.155 0	-0.065 3	-0.184 5
4	-0.044 3	0.042 7	0.090 8	10	0.010 6	0.025 4	0.055 4
5	-0.018 2	-0.011 9	0.079 1	平均误差	0.079 9	0.047 5	0.108 0
6	0.062 2	0.045 0	0.088 6				

络预测结果相较于BP计算结果和DNV规范计算结果更接近试验数据,相对误差更小,因此DBO-BP神经网络在预测T形圆管节点应力集中系数上具有合理性和准确性。

5 结论

本文采用蛭螂优化改进的BP神经网络对T形圆管节点的SCF进行计算,建立以主管长细比 α 、支主管外径比 β 、主管径厚比 γ 、支主管壁厚比 τ 为输入,主管鞍点的SCF为输出的DBO-BP神经网络模型,

研究结果表明:

- 1) 当主管长细比 α 大于某临界值时,冠点SCF与 α 呈线性关系,而鞍点SCF基本保持不变;SCF随支主管外径比 β 的变化呈现先增大后减小的趋势;随着主管径厚比 γ 和支主管壁厚比 τ 的增大,SCF也随之增大;
- 2) 相较于DNV规范和未改进的BP神经网络,DBO-BP神经网络模型预测与试验数据之间的误差更小,具体误差大小为4.75%;相较于BP神经网络,DBO-BP的预测误差下降了3.24%,DBO-BP神经网络

络的模型预测性能比BP神经网络提升18.5%,表明DBO-BP神经网络对T形圆管节点应力集中系数的美好预测性能。

参考文献:

- [1] LIU X T, MA M Z. Cumulative fatigue damage theories for metals: review and prospects[J]. International Journal of Structural Integrity, 2023, 14(5): 629-662.
- [2] SAINI D S, KARMAKAR D, RAY-CHAUDHURI S. A review of stress concentration factors in tubular and non-tubular joints for design of offshore installations[J]. Journal of Ocean Engineering and Science, 2016, 1(3): 186-202.
- [3] NASSIRAEI H, ALILOTFOLLAHI-YAGHIN M A, AHMADI H. Static strength of offshore tubular T/Y-joints reinforced with collar plate subjected to tensile brace loading[J]. Thin-Walled Structures, 2016, 103: 141-156.
- [4] BAO S L, WANG W H, ZHOU J Q, et al. Experimental study of hot spot stress for three-planar tubular Y-joint: I. Basic loads[J]. Thin-Walled Structures, 2022, 177: 109418.
- [5] LIU L S, DONG Y, YANG H K, et al. Hot-spot stress analyses of a T-shaped tubular joint subjected to uniform, grooving and non-uniform corrosion[J]. Applied Sciences, 2024, 14(11): 4812.
- [6] WEI Z Z, PEI X J, JIN H. Evaluation of welded cast steel joint fatigue data using structural stress methods[J]. Journal of Constructional Steel Research, 2021, 186: 106895.
- [7] 周张义, 王雨舟, 杨欣. 基于不同应力法的焊接构架纵向角接头疲劳累积损伤评估[J]. 焊接学报, 2018, 39(8): 18-22.
ZHOU Z Y, WANG Y Z, YANG X. Fatigue cumulative damage assessment of longitudinal fillet welded gusset in welded frame based on different stress approaches[J]. Transactions of the China welding institution, 2018, 39(8): 18-22.
- [8] 陈团海, 陈国明. 复合载荷下T型管节点应力集中系数研究[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2010, 42(2): 272-277.
CHEN T H, CHEN G M. Stress concentration factors in tubular T-joints under combined loadings[J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology(Natural Science Edition), 2010, 42(2): 272-277.
- [9] ZHANG J, QU S Y, ZHANG G D, et al. The research on the stress concentration factor of T-joints subjected to axial load[J]. Advanced Materials Research, 2011, 163: 460-464.
- [10] LIU G, ZHAO X L, HUANG Y. Prediction of stress distribution along the intersection of tubular T-joints by a novel structural stress approach[J]. International Journal of Fatigue, 2015, 80: 216-230.
- [11] BELHOUR S, KAHOU L H, BELLAOUAR A, et al. Effect of geometric parameters and combined loading on stress distribution of tubular T-joints[J]. Mechanics, 2019, 25(5): 350-356.
- [12] DANESHVAR S, SUN M. Stress concentration factors of RHS T-connections with galvanizing holes under in-plane bending[J]. Journal of Constructional Steel Research, 2020, 169: 106039.
- [13] MATTI F N, MASHIRI F R. Experimental and numerical studies on SCFs of SHS T-Joints subjected to static out-of-plane bending[J]. Thin-Walled Structures, 2020, 146: 106453.
- [14] PANDEY M, YOUNG B. Stress concentration factors of cold-formed high strength steel tubular T-joints[J]. Thin-Walled Structures, 2021, 166: 107996.
- [15] NASSIRAEI H, REZADOOST P. Stress concentration factors in tubular T-joints stiffened with external ring under axial load[J]. Ocean Systems Engineering, 2023, 13(1): 43-55.
- [16] 吴送英, 刘林芽, 万强华, 等. 基于小波包能量谱与改进BP神经网络的铁路扣件松脱检测算法研究[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(6): 69-78.
WU S Y, LIU L Y, WAN Q H, et al. Research on detection algorithm of railway fastener looseness based on wavelet packet energy spectrum and improved bp neural network[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(6): 69-78.
- [17] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [18] WANG W T, ZHANG Q J, GUO S, et al. Hazard evaluation of goaf based on DBO algorithm coupled with BP neural network[J]. Heliyon, 2024, 10(13): e34141.
- [19] DONG P S, HONG J K. Fatigue of tubular joints: hot spot stress method revisited[J]. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering, 2012, 134(3): 031602.
- [20] 张勇, 陈子壮, 袁少波, 等. 焊接接头疲劳评价进展[J]. 兵器材料科学与工程, 2023, 46(4): 134-141.
ZHANG Y, CHEN Z Z, YUAN S B, et al. Advances in fatigue evaluation of welded joints[J]. Ordnance Material Science and Engineering, 2023, 46(4): 134-141.
- [21] BEALE L A. Analysis of in-plane T, Y and K welded tubular connections[D]. Austin: The University of Texas at Austin, 1967.
- [22] DET NORSKE VERITAS(DNV)AND GL GROUP. Recommended Practice DNVGL-RP-C203: Fatigue Design of Offshore Steel Structures[S]. Oslo, Norway: 2016.



通信作者:周运来(1986—),男,博士,研究员,博士生导师。研究方向为结构优化、无损监测。E-mail:yunlai.zhou@xjtu.edu.cn。

(责任编辑:李根)