

含缺陷蒸汽发生器管道爆破压力预测的 遗传-神经网络算法

艾波, 胡军, 张早校, 程光旭

(西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为了探讨体积型缺陷对蒸汽发生器传热管强度的影响,使用遗传-反向传播(GA-BP)算法建立了 Inconel 690 蒸汽发生器传热管爆破压力预测模型. 利用遗传算法对误差反向传播神经网络(BP-ANN)的初始权值进行了优化,由此克服了 BP 网络收敛速度慢及易陷入局部极小的缺点;使用所建模型分析了管道缺陷的各类几何参数对爆破压力的影响. 结果表明:蒸汽发生器传热管的缺陷深度对爆破压力的影响最大,爆破压力随着缺陷深度的增加迅速降低;当管道缺陷环向尺寸减小时,爆破压力随着缺陷轴向长度的增加而减小的趋势更加显著;管道缺陷越深,爆破压力随环向尺寸的增加而减小的趋势越明显.

关键词: 管道缺陷;蒸汽发生器传热管;爆破压力;遗传算法;反向传播算法

中图分类号: TB 302.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)09-0084-06

GA-BP Algorithm Based on Burst Pressure Prediction of Steam Generator Tubing

AI Bo, HU Jun, ZHANG Zaoxiao, CHENG Guangxu

(School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In order to investigate the effect of flaws on the strength of steam generator (SG) tubes, a hybrid algorithm, GA-BP algorithm, was developed to establish a general model for predicting the burst pressure of Inconel 690 SG tubes. The genetic algorithm (GA) was used to initialize the weights of the back propagation artificial neural network (BP-ANN) to overcome the shortcomings of the BP algorithm such as slow convergence speed and local minimum. The model established was applied to explore the effect of the geometric parameters of flaws on the burst pressure of SG tubes. The simulation results show that the depth of the flaw has the most detrimental effect on the burst pressure. The burst pressure decreases rapidly with the increase in the depth of the flaw, and the burst pressure drops more clearly with the increase in the length of the flaw when the wrap angle of the flaw is small. In addition, the burst pressure of the SG tube with a deeper flaw decreases more significantly with the increase in the wrap angle.

Keywords: flaw; steam generator tube; burst pressure; genetic algorithm; back propagation algorithm

蒸汽发生器是核电厂的关键设备之一,其中一回路中的冷却剂与二回路中的水通过其内部的大量

传热管进行热交换。但是,管壁存在的缺陷会诱发爆管,从而造成重大的危险和经济损失。因此,正确判断管道缺陷,对于确保核电站的安全运行,提高运行经济性具有重要意义。

爆破压力的预测是探索蒸汽发生器传热管堵管准则的理论基础。含体积型缺陷的蒸汽发生器管道的爆破压力预测方法主要有以下3类。第1类是利用经验公式计算爆破压力。Argonne National Laboratory 和 Atomic Energy of Canada Limited 分别就 ALLOY 600 管材做了大量的爆破实验,从而获得了不同的经验计算公式^[1-2],但它们不适用于一些新材料,而且大多只考虑了缺陷轴向长度和深度的影响。第2类是利用了有限元分析的方法。该方法的预测爆破压力模型可以做到不简化或少简化,在模拟管道的实际受力状态和具体的缺陷形状时,数值解的精度一般比较高^[3],但在预测中比较耗时,而且需要根据具体的管道缺陷参数进行大量的计算,计算效率比较低,同时也很难定量描述各个缺陷参数对爆破压力的影响。第3类是通过实验数据分析和拟合的方法,来建立缺陷参数与爆破压力之间关系的数学模型,例如人工神经网络方法(ANN)、多元线性回归方法(MLR)、主成分回归方法(PCR)和偏最小二乘回归方法(PLS)等。这类方法不需要机理建模,所以避免了使用经验公式带来的误差,以及利用有限元方法计算耗时的问题。人工神经网络算法具有强大的非线性映射能力,遗传算法(GA)具有不易陷入局部极小、收敛速度快等优点,所以将二者结合起来可以准确预测含不同体积型缺陷的蒸汽发生器管道的爆破压力。

本文利用遗传算法对误差反向传播(back propagation, BP)神经网络进行了改进,建立了含体积型缺陷蒸汽发生器传热管的爆破压力与缺陷几何参数之间关系的计算模型。计算结果表明,用 GA-BP 算法建立的模型能较为精确地预测出不同缺陷参数下传热管的爆破压力,预测性能优于 BP 算法。利用本文模型分析了管道缺陷的深度、轴向长度和包罗角对爆破压力的影响,所得结论与他人实验的结果吻合良好,表明该模型可以指导实验设计,与工程中其他判定方法相结合可以判定含体积型缺陷蒸汽发生器传热管的安全性。

1 基于遗传算法的神经网络训练方法

1.1 人工神经网络与遗传算法

人工神经网络是为模仿生理神经网络结构和功

能而设计的一种信息处理系统,通过调整内部大量节点之间相互连接的关系来处理输入输出的对应关系,可以任意精度逼近任何非线性连续函数,所以在数据处理、数据建模、数据预测等方面具有天然的优势^[4-7]。在实际应用中使用最多的神经网络是 BP 网络,它的优点是简单且精度较高,缺点是易陷入局部极小、收敛速度慢、容易引起振荡效应等。

遗传算法是一种基于自然选择和基因遗传学原理的优化搜索方法,它将“优胜劣汰,适者生存”的生物进化原理引入待优化参数而形成的编码串群体中,按照一定的适应度函数及一系列遗传操作对个体进行筛选,从而使适应度高的个体保留下来,并组成新的群体,而新群体中的个体适应度不断提高,直至满足一定的精度条件。群体中适应度最高的个体即为待优化参数的最优解。正是由于遗传算法的独特性,使得其具有在复杂空间里进行全局优化搜索的能力,并且具有较强的鲁棒性^[8]。

1.2 GA-BP 算法

GA-BP 算法就是在建立初始神经网络后,先使用遗传算法将初始权值优化至接近最优权值,以此作为 BP 网络的初始权值再由 BP 网络进行训练,使得神经网络训练避开非最优值的极小点,以解决 BP 网络对初始权值的依赖性和计算收敛的问题^[9]。算法的主要步骤如下。

步骤1 按下式

$$\tilde{x}_j^{(p)} = \frac{(\tilde{x}_{j\max} - \tilde{x}_{j\min})x_j^{(p)}}{(x_{j\max} - x_{j\min})} + \left(\tilde{x}_{j\max} - \frac{(\tilde{x}_{j\max} - \tilde{x}_{j\min})x_{j\max}}{(x_{j\max} - x_{j\min})}\right) \quad (1)$$

将数据集 $x_j^{(p)} \in [x_{j\min}, x_{j\max}]$ 归一化为 $\tilde{x}_j^{(p)} \in [\tilde{x}_{j\min}, \tilde{x}_{j\max}]$ 。

步骤2 建立神经网络时,需在不同的实数区间随机产生 N 组初始权值,对每组权值进行编码,从而构造出 N 组染色体。神经网络的各个权值按一定的顺序连为一个长串,串上的每一个位置对应着网络的一个权值。设定交叉概率为 P_c ,突变概率为 P_m 。

步骤3 用误差平方和的倒数来表示个体的适应度,然后计算每一个个体被选择的概率,即

$$E(i) = \sum_p \sum_k (V_k - T_k)^2 \quad (2)$$

$$f(i) = \frac{1}{E(i)} \quad (3)$$

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_i f_i} \quad (4)$$

式中: i 为染色体个数; k 为输出节点数; p 为学习样本

数; T_k 为爆破压力实测值; V_k 为爆破压力预测值.

步骤 4 在 $[0,1]$ 区间产生一个随机数,若该随机数小于或等于个体 i 的选择概率的值且大于个体 $i-1$ 的选择概率的值,则选择个体 i 进行遗传操作.

步骤 5 以交叉概率 P_c 对选择出的个体进行交叉操作,产生新个体.

步骤 6 根据变异概率 P_m 对个体进行变异操作,以产生新个体.

步骤 7 将新个体插入到种群中,按照个体的适应度进行优胜劣汰操作.

步骤 8 计算神经网络的误差平方和,若该值满足误差要求,则执行步骤 9,否则返回步骤 3.

步骤 9 以遗传算法计算出的优化初值作为 BP 网络的初始权值,用 BP 算法继续训练网络,其中计算输出误差和修正各层的权值分别为

$$E = \frac{1}{2} \sum_k \left\{ T_k - f \left[\sum_j w_{jk} f \left(\sum_i v_{ij} x_i \right) \right] \right\}^2 \quad (5)$$

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}; \quad \Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \quad (6)$$

式中: x_i 为输入参数; v_{ij} 为输入层到隐层的权值; w_{jk} 为隐层到输出层的权值.

1.3 爆破压力预测神经网络数据库

根据已有文献,传热管缺陷的主要类型包括:一

次侧的应力腐蚀、二次侧的应力腐蚀、晶界腐蚀、点蚀、凹痕、耗蚀、微振磨损、机械损伤^[10]等. 为了探索各种缺陷下蒸汽发生器传热管的爆破压力,本文主要考虑的体积型缺陷几何参数为缺陷长度、缺陷包罗角和缺陷深度,将这 3 个参数作为神经网络的输入参数,将爆破压力作为输出参数,由此建立了神经网络,以模拟输入参数与输出参数间的关系. 同时,利用 3 层 BP 神经网络的高精度非线性映射特性建立了神经网络,其中输入神经元数为 3,输出神经元数为 1,隐层神经元数为 6. 训练神经网络时用到的数据来自于惠虎等人^[11]的爆破实验,其中实验用传热管采用的是目前商业核电站蒸汽发生器中广泛使用的 Inconel 690,该管外径为 19.05 mm,壁厚为 1.09 mm.

1.4 GA-BP 算法模拟结果

利用表 1 中的 18 组数据对神经网络进行训练,并执行本文 GA-BP 算法各步骤,即先利用遗传算法进行初步寻优,初始种群数为 30,遗传代数为 60,再由 BP 算法进一步寻优. 为了检验训练完成后网络的准确性,选取最后 2 组数据作为测试数据,由此得到的模拟结果与实际值的相对误差均小于 5% (见表 1),可以认为网络已经训练成功.

表 1 神经网络训练样本与测试数据

序号	缺陷长度 /mm	缺陷包罗角 /(°)	缺陷深度占管壁 厚度的百分比/%	爆破压力 实验值/MPa	爆破压力 模拟值/MPa	模拟、实验值的 相对误差/%
1	4.00	360.0	50.3	62.53	63.543 7	1.62
2	4.00	360.0	49.6	62.41	61.855 5	0.89
3	7.90	360.0	68.5	42.40	44.520 1	5.00
4	7.92	360.0	72.0	40.66	41.353 3	1.71
5	7.94	360.0	52.3	55.14	56.381 6	2.25
6	8.05	360.0	62.9	49.29	50.808 0	3.08
7	10.40	57.8	39.3	67.19	67.423 2	0.35
8	10.50	33.6	23.1	67.53	66.458 9	1.59
9	11.90	360.0	51.4	49.74	49.778 6	0.08
10	11.98	110.0	34.9	55.97	56.940 6	1.73
11	12.00	70.0	39.3	59.25	59.519 4	0.46
12	12.00	70.0	42.4	56.81	53.355 6	6.08
13	12.00	38.6	48.1	56.74	53.588 6	5.55
14	12.00	43.2	52.8	52.76	50.107 0	5.03
15	12.00	360.0	52.3	48.97	49.554 3	1.19
16	12.00	47.2	49.3	46.80	49.263 0	5.26
17	16.06	52.0	64.2	49.89	46.648 5	6.50
18	16.04	52.0	64.2	47.36	46.749 4	1.29
19	12.00	47.5	51.9	44.00	45.360 0	3.09
20	7.94	360.0	54.4	54.20	56.208 6	3.71

2 结果与讨论

2.1 GA-BP 算法与 BP 算法性能对比

(1)BP 算法性能. 设置神经网络为 $3\times 6\times 1$ 三层结构,训练函数为 traingd, 目标精度为 0.01. 用 MATLAB 编程,并在 T6400(2.0 GHz)机上运行. BP 算法经过 2 845 次迭代后达到目标精度,总运行时间为 5.838 s. BP 算法误差曲线如图 1 所示.

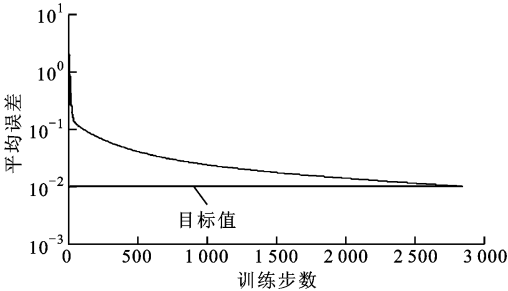


图 1 BP 算法误差曲线

(2)GA-BP 算法性能. 神经网络为 $3\times 6\times 1$ 三层结构,遗传代数 为 60,初始种群数为 30,其他设置同 BP 算法一致. 在经过 60 代遗传操作后,GA-BP 算法经 457 次迭代达到目标精度,总运行时间为 4.885 s. GA-BP 算法误差曲线如图 2 所示.

从 2 种算法的误差曲线中可以看出,GA-BP 算法的初始误差明显小于 BP 算法,这是因为通过 GA 算法已经得到了较好的初值. 值得注意的是,在实际应用中这种优势更加明显,因为在某些情况下,BP 算法会陷入局部最小,而利用 GA-BP 算法可以解决陷入局部极小的问题.

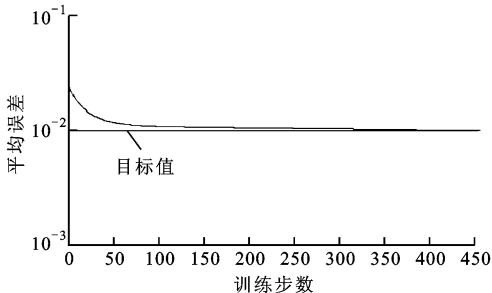


图 2 GA-BP 算法误差曲线

2.2 缺陷参数对爆破压力的影响

为了探索 3 个缺陷参数对爆破压力的影响,本文分别模拟了 3 种缺陷参数下爆破压力的变化情况,结果如图 3~图 5 所示. 图中各条曲线对应的缺陷参数如下:①缺陷轴向长度为 12 mm,缺陷包罗角为 70° ,缺陷深度为 $(40.4\% \sim 44.4\%)$ 的管理壁

厚度(h_{TW});②缺陷轴向长度为 7.94 mm,缺陷包罗角为 360° ,缺陷深度为 $(48.3\% \sim 52.3\%)$;③缺陷轴向长度为 8.05 mm,缺陷包罗角为 360° ,缺陷深度为 $(58.9\% \sim 52.3\%)$;④缺陷包罗角为 70° ,缺陷深度为 $42.4\%h_{TW}$,缺陷轴向长度为 11~13 mm;⑤缺陷包罗角为 360° ,缺陷深度为 $52.3\%h_{TW}$,缺陷轴向长度为 5.94~7.94 mm;⑥缺陷包罗角为 360° ,缺陷深度为 $62.9\%h_{TW}$,缺陷轴向长度为 6.05~8.05 mm;⑦缺陷深度为 $42.4\%h_{TW}$,缺陷轴向长度为 12 mm,缺陷包罗角为 $60^\circ \sim 80^\circ$;⑧缺陷深度为 $52.3\%h_{TW}$,缺陷轴向长度为 7.94 mm,缺陷包罗角为 $280^\circ \sim 360^\circ$;⑨缺陷深度为 $62.9\%h_{TW}$,缺陷轴向长度为 8.05 mm,缺陷包罗角为 $280^\circ \sim 360^\circ$.

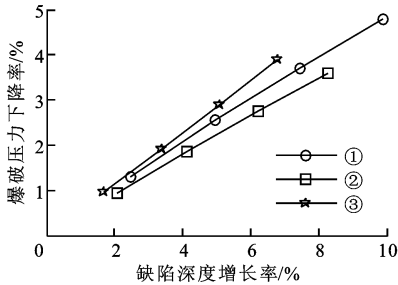


图 3 管道缺陷深度对爆破压力的影响

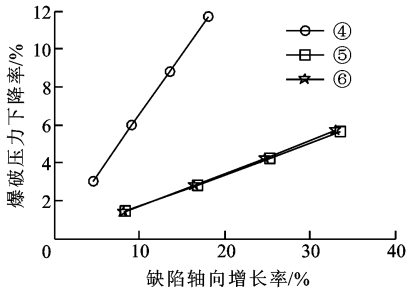


图 4 管道缺陷轴向长度对爆破压力的影响

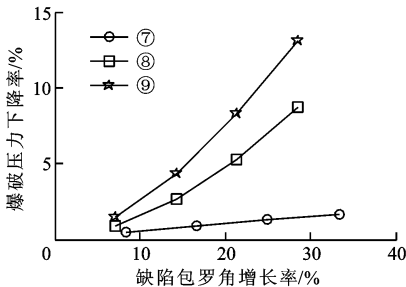


图 5 管道缺陷包罗角对爆破压力的影响

从模拟中可以得出以下结果.

(1)影响传热管爆破压力的主要因素是缺陷深度,如图 3 所示. 一般缺陷深度每增加 1%,即深度

每增加 0.011 mm, 相应的爆破压力就会下降 0.879%~1.326%, 所以在检修中对缺陷深度较大者应予以高度关注。

(2)如图 4 所示, 对应参数④, 当缺陷轴向增长率为 3.846%~4.345%时, 爆破压力下降 3.104%~3.252%; 对应参数⑤, 当缺陷轴向增长率为 6.297%~7.764%时, 爆破压力下降 1.441%~1.463%; 对应参数⑥, 当缺陷轴向增长率为 6.211%~7.633%时, 爆破压力下降 1.395%~1.546%。可以看出, 当缺陷环向尺寸较小时, 对应参数④, 缺陷轴向长度增加对爆破压力的影响比较明显, 而当缺陷环向尺寸较大时, 对应参数⑤、⑥, 缺陷轴向长度增加, 爆破压力变化不明显。

(3)大部分含缺陷评定规范中均未考虑缺陷环向尺寸的影响, 本文模拟了不同条件下缺陷环向尺寸对爆破压力的影响, 如图 5 所示。对应参数⑦, 缺陷包罗角每增大 6.67%~8.33%, 爆破压力下降 0.412%~0.436%; 对应参数⑧, 缺陷包罗角每增大 5.89%~7.14%, 爆破压力下降 0.917%~3.733%; 对应参数⑨, 缺陷包罗角每增大 5.89%~7.14%, 爆破压力下降 1.538%~5.529%。可以看出, 随着缺陷深度的增加, 缺陷包罗角对爆破压力的影响更为显著, 这与文献[11]经过有限元分析得出的结论比较吻合。

3 结论与展望

本文利用 GA-BP 算法, 根据已有实验结果建立了蒸汽发生器传热管的体积型缺陷参数与爆破压力的关系模型, 分析了缺陷参数对爆破压力的影响, 结论如下。

(1)在建立蒸汽发生器传热管的体积型缺陷参数与爆破压力的关系时, GA-BP 算法在拟合已有数据方面和使用模型外推新数据方面都可以达到令人满意的精度。计算结果表明, 该方法是可行的, 且精度高、使用简单。由于 GA-BP 算法综合了 2 种算法的优点, 所以在鲁棒性及速度上较之 BP 算法均有所提高。

(2)利用人工神经网络可以分析缺陷参数对爆破压力的影响, 指导实验设计, 即当缺陷环向尺寸较小时, 可以采用保持缺陷深度不变而改变缺陷轴向长度进行测试; 当缺陷深度较大时, 可以采用保持缺陷轴向长度不变而改变缺陷包罗角进行测试。加之理论指导, 实验效果会更好, 实验成本会降低。

(3)为了进一步提高人工神经网络的输入输出

关系模型的准确性, 还需要收集大量的实验数据, 包括爆破实验时的操作条件等, 建立相应的数据库。特别是, 在实践中通过结合其他判定方法, 可在保证安全的前提下, 最大限度地延长含缺陷蒸汽发生器传热管的使用寿命。

参考文献:

- [1] United States Nuclear Regulatory Commission. International steam generator tube integrity research program, NUREG/CR 6804 [R]. 2nd ed. Washington DC, USA: United States Nuclear Regulatory Commission, 2002.
- [2] KOZLUK M J, SCARTH D A, GRAHAM D B. Technical basis for the CANDU steam generator tube fitness-for-service guidelines [C]//Proceedings of the 4th CNS International Steam Generator Conference, Toronto, Canada: CNS, 2002: 4-6.
- [3] HU Jun, LIU Fei, DUAN Quan, et al. Failure analysis based on J-integral values: a case study of hydrogen blistering defect original research [J]. Engineering Failure Analysis, 2011, 18(4): 924-932.
- [4] 张辛亥, 席光. 用于煤自然发火预测的神经网络模型和实验技术 [J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(9): 1058-1061.
ZHANG Xinhai, XI Guang. New experimental technique for determining coal self-ignition duration [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(9): 1058-1061.
- [5] HU Jun, YAN Liwei, LIU Fei, et al. Reliability-based structural integrity assessment of liquefied natural gas tank with hydrogen blistering defects by MCS method [C]//Proceedings of 6th International Conference on Natural Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 4194-4198.
- [6] ZHAO D W, SU G H, TIAN W X, et al. Experimental and theoretical study on transition boiling concerning downward-facing horizontal surface in confined space [J]. Nuclear Engineering and Design, 2008, 238(9): 2460-2467.
- [7] WU Y W, SU G H, QIU S Z, et al. Experimental study on critical heat flux in bilaterally heated narrow annuli [J]. International Journal of Multiphase Flow, 2009, 35(11): 977-986.
- [8] 张明辉, 王尚锦. 自适应搜索的改进遗传算法及其应用 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(3): 226-229.
ZHANG Minghui, WANG Shangjin. Improved genetic algorithm of adaptive real range search [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(3): 226-229.

[9] 蒋雄伟,王振华,谢恒堃. 基于遗传算法的神经网络在局部放电模式识别中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(12): 1-4.
JIANG Xiongwei, WANG Zhenhua, XIE Hengkun. Neural network with genetic algorithm for partial discharge pattern recognition [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1999, 33(12): 1-4.

[10] SEONG S H, CHAN N G. Rupture pressure of wear degraded alloy 600 steam generator tubings [J]. Journal of Nuclear Materials, 2008, 373(2):71-74.

[11] 惠虎,李培宁,唐毅,等. 含缺陷 Inconel 690 蒸汽发生器传热管的强度及堵管准则研究 [J]. 原子能科学技术, 2008, 42(12):634-640.
HUI Hu, LI Peining, TANG Yi, et al. Study of strength and plugging criteria for Inconel 690 Steam generator tubes with flaw [J]. Atomic Energy Science and Technology, 2008, 42(12):634-640.

(编辑 苗凌)