

人工神经网络在棒束临界热流密度 预测中的应用

韩浪¹, 冉旭¹, 单建强¹, 黄彦平², 陈炳德², 朱继洲¹

(1. 西安交通大学 核能与热能工程系, 陕西 西安 710049;

2. 中国核动力研究设计院, 四川 成都 610041)

摘要: 基于已有的棒束临界热流密度数据库, 采用 COBRA-IV 程序计算得到子通道局部临界热流密度数据库。用人工神经网络(ANN)理论对数据库进行训练, 得到基于 ANN 理论的棒束临界热流密度预测模型。预测模型的预测精度显著高于常用经验关系式的预测精度, 其预测值的均方差为 5.63%。

关键词: 临界热流密度; 人工神经网络; 棒束

中图分类号: TL333

文献标识码: A

文章编号: 1000-6931(2006)03-0257-05

Application of Artificial Neural Network in Bundle Critical Heat Flux Prediction

HAN Lang¹, RAN Xu¹, SHAN Jian-qiang¹,
HUANG Yan-ping², CHEN Bing-de², ZHU Ji-zhou¹

(1. Department of Nuclear Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Nuclear Power Institute of China, Chengdu 610041, China)

Abstract: A bundle critical heat flux(CHF) database based on subchannel local condition is obtained by analyzing existing bundle experimental database with COBRA-IV code. Artificial neural network is then applied to train the database and a bundle CHF prediction model is finally obtained. The prediction accuracy of the obtained model is much better than that from general empiric formula, and the root-mean-square of predicted value is 5.63%.

Key words: critical heat flux; artificial neural network; bundle

临界热流密度(CHF)^[1]是核反应堆、锅炉等沸腾换热设备中限制换热能力的主要因素之一。

对于棒束来说, 获得一通用的 CHF 实验关系式比圆管更为困难, 这是因为棒束 CHF

具有更多的影响参数, 比如, 冷壁、定位格架以及轴向非均匀加热等。

将人工神经网络(ANN)应用于圆管 CHF 的预测始于 1990 年, 经过 10 年的发展, 已获得了成功^[2-6]。在大量圆管数据库的支持下, 所发

展的圆管 CHF 预测模型的预测范围和预测精度均高于常用经验关系式。

本工作在圆管 CHF 预测基础上,根据收集到的棒束 CHF 实验数据库,采用 COBRA-IV 程序计算得到子通道局部 CHF 数据库。利用人工神经网络(ANN)理论对数据库进行训练,使基于 ANN 理论的 CHF 预测模型的预测精度显著高于常用经验关系式的预测精度。

1 棒束 CHF 数据库

棒束 CHF 数据取自于美国哥伦比亚大学传热研究实验室的报告^[7]。该报告收集了 235 个相关试验、超过 11 000 个 CHF 发生工况,试验段涉及压水堆、沸水堆、重水堆等不同堆型,棒束结构包括 3×3 、 4×4 、 5×5 、 6×6 以及用于压力管式反应堆的棒束。参数范围为:压力, $1.379 \sim 16.892$ MPa; 质量流速, $217.2 \sim 5\,559.6$ $\text{kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$; 局部含汽量, $-0.25 \sim 0.75$; 平均热流密度, $3.6 \sim 3\,940$ kW/m^2 ; 燃料棒直径, $9.5 \sim 19.8$ mm; 轴向功率分布,均匀或非均匀分布(17 种非均匀分布); 径向功率分布,均匀或非均匀分布。

本工作的研究对象为方形棒束的 CHF。删除报告^[7]中的以下实验点:1) COBRA-IV-I 程序计算无法收敛的;2) 报告中不能确定状态的实验点,如存在弯曲燃料棒的棒束或不满足热平衡的实验点^[8]。将所剩余的 7 075 个数据点作为本工作发展 ANN 预测模型的数据库。

为得到 1 个适应于局部条件的 CHF 数据库,首先需用子通道分析程序 COBRA-IV-I 对棒束进行子通道分析,然后根据原始数据库中的 CHF 发生点给出发生 CHF 的局部条件。

反应堆堆芯热工水力计算程序 COBRA-IV-I 是国际上通用的堆芯瞬态稳态子通道分析程序^[9]。为便于将本工作的预测结果与文献^[7]给出的结果进行比较,程序的结构关系式的选取与该文献一致,即:过冷沸腾空泡份额关系式,Levy;饱和沸腾空泡份额,修正 Armand;两相流摩擦倍增因子,Armand;湍流交混系数,0.01。

2 用于 CHF 预测的 ANN

ANN 是由大量与生物神经元功能相似的

神经元组成,它可利用有相关关系的一些输入-输出数据集训练出非常复杂的关系式^[10]。神经网络的内部结构庞大,具有容限实验误差的能力,且易于对神经网络系统进行更新。神经网络并不需要有关物理现象的精确信息,它在近十年来已被广泛用于许多领域的前沿科学中,比如,模式识别、动态控制等,在传热学(尤其是两相流)的研究中已得以应用。

本工作采用的网络为基于 S 形函数的前向多层神经网络,这种网络是最常用的神经网络之一,它具有易训练、收敛性能好等特点。3 层结构的前向神经网络的结构示于图 1,它由输入层、隐含层和输出层组成。图中, i 、 j 、 k 分别代表不同的神经网络层, w_{ij} 和 w_{jk} 为连接 i 、 j 层和 j 、 k 层的权函数。

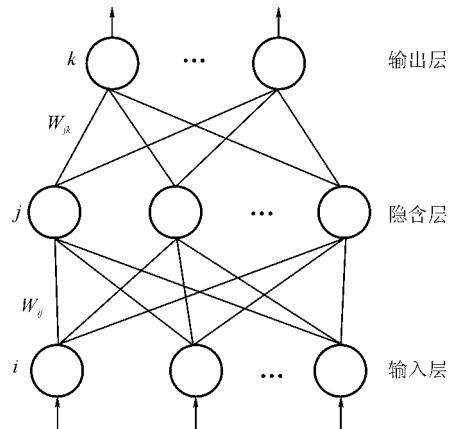


图 1 3 层结构的前向神经网络

Fig. 1 Forward ANN with 3 layers

在网络训练的算法方面,普通的误差反向传播算法(BP)虽已得到广泛应用,但它仍存在某些限制与不足:1) 因学习速率过低而导致需较长训练时间;2) BP 算法采用的是简单的梯度下降算法,不能保证所得一定是误差全局最小解。

为解决上述问题,单建强^[11]曾采用 BP 算法加上模拟退火的方法进行修正,用于圆管 CHF 的预测。这种方法虽基本解决了全局最优的问题,但在训练时间上依然很长。本工作采用 Levenberg-Marguardt 算法(简称 LM 算法)。LM 算法是一种利用标准的数值优化技术的快速算法,用以最小化作为其它非线性函

数平方和的函数,特别适合于性能指数是均方误差的神经网络训练。LM 算法实际上是梯度下降法和牛顿法的结合,既有牛顿法的局部收敛性又具有梯度下降法的全局特性。

棒束 CHF 的影响参数比圆管 CHF 的多,两者的关系式采取的参数也不尽相同。本工作采取与 EPRI 关系式相同的影响参数,即进口含汽率、局部含汽率、局部质量流速、局部压力、当量直径、冷壁修正因子、定位格架修正因子和轴向功率非均匀修正因子。由于本工作的模型用于局部条件棒束 CHF 的预测,故未考虑径向功率的不均匀修正。

有关修正因子作如下考虑。

1) 冷壁修正因子:在 ANN 模型中,认为存在冷壁影响时的修正因子为 1;否则为 0。

2) 定位格架修正因子:以压力损失系数来体现。

3) 轴向非均匀加热修正因子:

$$Y = \frac{1}{L} \int_0^L \frac{q''_z}{q''_L} dZ \quad (1)$$

式中:Y 为轴向非均匀加热修正因子; q_z 为局部热流密度, kW/m^2 ; q_L 为平均热流密度, kW/m^2 ; Z 为局部长度, m; L 为发生 CHF 位置的长度, m。

为减少各参数值数量级的不同对网络训练的影响,与典型的神经网络相同,先将所有的输入及输出量归一化至 $-1 \sim +1$ 之间。

根据棒束 CHF 的影响参数构建 ANN。经过比较分析,采用 [8 15 15 1] 的 BP 网络结构,其中,输入层神经元个数为 8。采用数据库中一半的数据作为样本,在 MATLAB 环境下进行网络训练。训练采用 LM 算法。

网络训练的初始参数权值、阈值等由系统在训练开始时随机给出。训练时,性能指数 RMS(均方根值)易于陷入局部最小,而不能取得全局最小。为避免随机初始值对网络训练的影响,需对数据库样本进行多次反复训练,以使 RMS 达到全局最小。

3 基于 ANN 的 CHF 预测模型与 CHF 经验关系式的比较

经过对样本数据多次反复的训练和测试,最终得到基于 ANN 的 CHF 预测模型(以下称

作 ANN 模型)。

图 2 为网络训练时均方根值 RMS 随训练步数的变化。从图 2 可看出,训练迭代计算到 200 次后,RMS 已基本趋于稳定,达到了最小值。

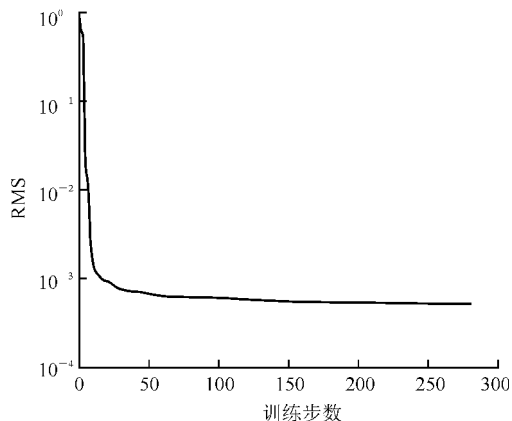


图 2 网络均方根值随训练步数的变化

Fig. 2 Variation of net RMS with training step

图 3 示出利用训练出来的基于 ANN 的 CHF 预测模型对数据库全部数据的预测值与实验值的比较。可以看出,预测值与实验值吻合良好,预测误差在 5% 以内的数据点占全部点的 56.7%,误差在 10% 以内的占 87%,误差在 30% 以内的占 96%。

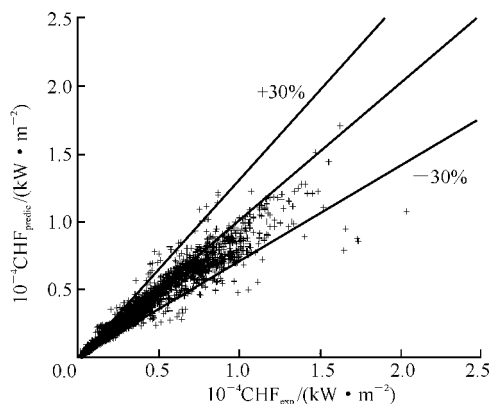


图 3 CHF 预测值与实验值的比较

Fig. 3 Comparison of predicted and experimental CHF's

用于计算棒束 CHF 的经验关系式普遍采用圆管 CHF 关系式加以一定的修正因子或针对具体的棒束结构进行特定开发。CHF 查询表 [12] 以及 W-3 [1]、B&W [1]、WSC-2 [13] 和

EPRI^[7]等经验关系式有着各自的参数适用范围(表1)。从表1可看出,EPRI关系式和查询表的适用范围最大,W-3关系式的适用范围最小。

表2列出了ANN模型与其它棒束CHF经验关系式的预测结果。需要指出的是,在利用查询表进行计算时,采用了局部条件(Local Condition)。为体现比较的公正性,本工作是

在各个关系式的使用范围内进行比较。从表2可看出,ANN模型预测的CHF的均方根值(RMS)明显比常规经验关系式的RMS小,即ANN模型对整体数据库的预测精度均比常规经验关系式或CHF查询表的高。值得一提的是,EPRI关系式和ANN模型采用的是相同的数据库和影响参数,但ANN模型的预测精度比EPRI关系式的预测精度高。

表1 各经验关系式以及ANN模型的参数适用范围

Table 1 Applicational parameter ranges of empiric formulas and ANN model

经验关系式	压力/MPa	质量流速/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$)	局部含汽率
W-3	6.89~16.55	1 356~6 781	-0.15~0.15
WSC-2	3.26~16.55	434.4~5 281	-0.20~0.80
B&W	13.89~16.55	1 020~5 425	-0.03~0.20
EPRI	1.38~16.89	217.2~5 560.1	-0.25~0.75
CHF 查询表	0.1~20	0~8 000	-0.50~1
ANN 模型	1.38~16.89	217.2~5 560.1	-0.25~0.75

表2 各参数范围内CHF预测结果比较

Table 2 Comparison of CHF prediction results in range of parameters

参数范围	数据 点数	经验关系式和ANN模型的平均误差/%					
		W-3	B&W	WSC-2	EPRI	查询表	ANN模型
W-3 使用范围	4 403	6.64	16.73	45.86	1.78	17.22	0.27
		(29.04)	(43.03)	(73.11)	(13.85)	(49.19)	(5.28)
B&W 使用范围	2 132	39.31	12.14	30.65	-0.12	12.80	0.31
		(52.14)	(28.20)	(51.84)	(11.92)	(42.02)	(8.45)
WSC-2 使用范围	6 033	169.61	6.07	33.05	2.31	22.69	0.33
		(914.46)	(71.98)	(58.77)	(17.32)	(52.25)	(5.73)
全部数据	7 075	1 194.61	9.03	33.07	0.87	24.84	0.33
		(11 706.12)	(67.20)	(60.18)	(13.04)	(55.36)	(5.63)

注:括号内为RMS值

图4所示为基于表2数据绘制的各经验关系式参数范围内ANN模型与其它各经验关系式的RMS比较。从图4可看出,对于相同的数据库,ANN模型的预测结果明显优于常规经验关系式和查询表的预测结果。

图5示出常规经验关系式和ANN模型的误差分布。对于误差在30%以内的数据点,EPRI关系式有约90%的数据,其他常规经验关系式约为60%,而ANN预测模型则几乎是100%。这一结果从另一侧面表明ANN模型的预测精度高于EPRI及其它经验关系式的预测精度。

4 结论

本工作在应用ANN理论预测圆管CHF获得成功的基础上,将ANN理论进一步发展到棒束CHF的预测。影响棒束的CHF的参数主要为进口含汽率、局部含汽率、质量流速、压力、冷壁影响因子、压力损失系数和轴向功率非均匀分布因子。基于美国哥伦比亚大学传热研究实验室的棒束CHF实验报告,利用热工水力分析程序COBRA-IV-I计算出每个CHF实验工况所需要的参数的具体数值,整理成棒束局部条件CHF数据库,并作为ANN模型的训练样本。对数据库样本数据反复进行网

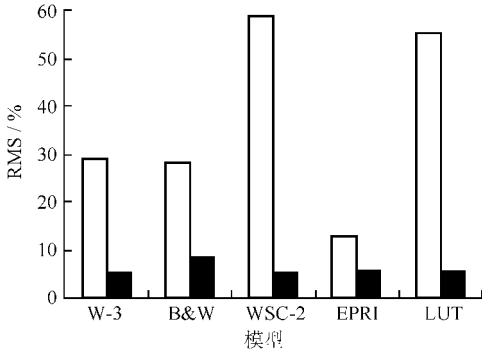


图4 经验关系式和 ANN 模型预测结果比较

Fig.4 Comparison of prediction results between empiric formulas and ANN model

□——经验关系式; ■——ANN 模型

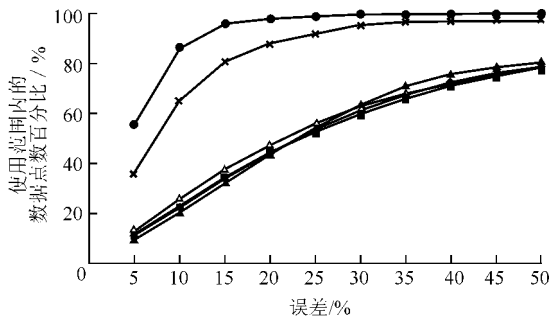


图5 误差分布图

Fig.5 Distribution of prediction error

◆——ANN 模型; ×——EPRI; △——查询表;
▲——WSC-2; ●——W-3; ■——B&W

络训练,最终得到一可用于棒束 CHF 预测的 ANN 模型。基于 ANN 的棒束 CHF 模型的预测结果明显优于以往经验关系式的预测结果,并有着更宽的参数适用范围。在引用的实验范围内,其预测精度高于查询表的预测精度。

参考文献:

[1] 徐济望,贾斗南. 沸腾传热和汽液两相流[M]. 北京:原子能出版社, 2001:273-275.
 [2] MOON S K, CHANG S H. Classification and prediction of the critical heat flux using fuzzy clustering and artificial neural networks[J]. Nucl Eng Des, 1994,150(3):151-161.
 [3] MOON S K, BAEK W P, CHANG S H. Parametric trends analysis of the critical heat flux based on artificial neural networks[J]. Nucl Eng Des, 1996, 163(1):29-49.
 [4] 单建强,黄彦平,陈炳德,等. 神经网络在 CHF

预测中的应用[J]. 核动力工程, 1999, 20(2): 182-185.
 SHAN Jianqiang, HUANG Yanping, CHEN Bingde, et al. Application of artificial neural network in CHF prediction[J]. Nucl Power Eng, 1999, 20(2):182-185(in Chinese).
 [5] 黄彦平,单建强,陈炳德,等. 神经网络在圆管临界热流密度数据分析中的应用研究[J]. 核科学与工程, 2003, 23(1):45-51.
 HUANG Yanping, SHAN Jianqiang, CHEN Bingde, et al. Application study of artificial neural network in tube CHF data analysis[J]. Nucl Sci Eng, 2003, 23(1):45-51(in Chinese).
 [6] HAN Lang, SHAN Jianqiang, ZHANG B, et al. Application of ANNs in tube CHF prediction: Effect of neuron number in hidden layer [C]// Proceedings of 12th International Conference on Nuclear Engineering. Arlington, Virginia, USA; ASME, 2004; ICONE 12-49112.
 [7] REDDY D G, FIGHETTI C F. Parametric study of CHF data Vol 1-3; EPRI NP-2609 [R]. Palo Alto, CA; Electric Power Research Institute, 1983.
 [8] LEE M. A critical heat flux approach for square rod bundles using the 1995 groeneveld CHF table and bundle data of heat transfer research facility [J]. Nucl Eng Des, 2000, 197(3):357-374.
 [9] STEWART C W, WHEELER C L, CENA R J, et al. COBRA-IV - I :The model and the method; BNWL-2214 [R]. Washington, USA; Pacific Northwest Laboratories, 1977.
 [10] 焦季成. 神经网络系统理论[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 1999:125-186.
 [11] SHAN Jianqiang, HUANG Yanping, ZHU Jizhou, et al. Application of ANN in tube CHF prediction with BP and SA algorithm[C]//Proceedings of 8th International Conference on Nuclear Engineering. USA; ASME, 2000; ICONE 8-6521.
 [12] GROENEVELD D C. The 1995 look-up table for critical heat flux in tubes [J]. Nucl Eng Des, 1996, 163(1):1-23.
 [13] BOWRING R W. WSC-2: A subchannel dryout correlation for water cooled clusters over the pressure range 3.4-15.9 MPa (500-2 300 psia): AEEW-R-983 [R]. Winfrith, UK; UK Atomic Energy Authority, 1979.