

# 基于BP神经网络的凝汽器故障诊断系统研究

谢 飞, 谢明亮

核动力运行研究所, 湖北 武汉

收稿日期: 2022年3月28日; 录用日期: 2022年4月11日; 发布日期: 2022年4月25日

## 摘 要

凝汽器作为核动力装置二回路热力循环的冷源, 其功能的完整性与优劣性直接影响着汽轮机能否安全、可靠地运行。本文对船用核动力凝汽器的故障及其相关征兆进行了分析, 建立了基于专家经验与理论知识的凝汽器故障特征知识库, 并结合BP神经网络设计了凝汽器诊断专家系统, 为验证系统的有效性, 对凝汽器典型故障进行了仿真实验, 从实验结果来看, 系统完全能够正确识别凝汽器故障。

## 关键词

凝汽器, 故障诊断, BP神经网络, 专家系统

# The Research on the Method of Using BP Neural Network to Fault Diagnosis of the Condenser

Fei Xie, Mingliang Xie

Research Institute of Nuclear Power Operation, Wuhan Hubei

Received: Mar. 28<sup>th</sup>, 2022; accepted: Apr. 11<sup>th</sup>, 2022; published: Apr. 25<sup>th</sup>, 2022

## Abstract

As the condenser is the cold source of nuclear power plant's second loop thermodynamic cycle, its function of integrity and merits affect the security and reliability of turbine directly. In this paper, the faults with related symptoms of marine nuclear power condenser were analyzed to build the characteristics base of condenser faults based on expert experience and theoretical knowledge, combined with BP neural network to design a condenser expert diagnosis system. For verifying the effectiveness of the system, we played simulation experiment on typical faults of condenser. The experimental results proved that the system can identify the faults of condenser absolutely.

## Keywords

Condenser, Fault Diagnosis, BP Neural Network, Expert System

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

作为核动力装置二回路热力循环的冷源,凝汽器功能的完整性与优劣性直接影响着汽轮机是否能安全、可靠、经济地运行。因此,对凝汽器的工作状态进行监测与诊断,保证凝汽器的安全运行十分必要。伴随着计算机技术的快速发展,人工智能领域越来越活跃,其分支——专家系统,因能充分利用专家的经验知识而备受关注[1]。利用专家系统监测重要设备的运行状态,对可能发生的故障做出诊断、预测,并提出干预方法以供操作人员参考,可以减少人为判断的错误以及操作人员的压力,提高系统运行的安全性。

人工神经网络(Artificial Neural Network, 即 ANN), 作为对人脑最简单的一种抽象和模拟, 是人们模仿人的大脑神经系统信息处理功能的一个智能化系统, 是 20 世纪 80 年代以来人工智能领域兴起的研究热点。人工神经网络以数学和物理方法以及信息处理的角度对人脑神经网络进行抽象, 并建立某种简化模型, 旨在模仿人脑结构及其功能的信息处理系统。人工神经网络最有吸引力的特点就是它的学习能力。因此从 20 世纪 40 年代人工神经网络萌芽开始, 历经两个高潮期及一个反思期至 1991 年后进入再认识与应用研究期, 涌现出无数的相关研究理论及成果, 包括理论研究及应用研究。最富有成果的研究工作是多层网络 BP 算法。

由于凝汽器系统十分复杂, 部分故障现象和征兆间之间的关系尚不清晰, 采用基于数据驱动的诊断方式更加可行, 因此本文提出并设计了基于 BP 神经网络的凝汽器故障诊断专家系统。

## 2. 凝汽器的故障信息

凝汽器故障的发生同时受到设备自身的因素以及其它设备运行工况的影响, 故障特征与故障类型之间也并不是一一对应关系, 所以对凝汽器进行故障分析, 要根据故障时的具体情况结合专业知识以及领域专家的经验, 并且以整个凝汽设备为研究对象[2]来研究。由于篇幅所限, 在此只在表 1 中列举几个典型的故障[3]进行分析。

## 3. BP 神经网络方法

BP 神经网络是一种有反馈的多层向前神经网络, 通过模拟神经元的网络结构能够完成并行及分布式信息处理, 实现从输入空间指向输出空间的映射。其分类能力突出, 网络结构清晰。BP 神经网络的学习算法是一种误差反向传递的算法, 通过反复迭代, 不断修改网络权值来减小输出误差, 直到误差小于给定值, 以达到提高网络响应正确率的目的。完成网络训练后, 诊断时只需进行一次前向运算即可得到结果, 计算速度卓越, 漏诊率低[4]。BP 神经网络的典型结构由三部分组成:

- 1) 输入层: 由源节点组成。
- 2) 隐含层: 由计算节点组成。
- 3) 输出层: 由计算节点组成。

各网络层包含不定数量的节点, 相邻两层的神经元通过可以变动数值的权值连接, 同层神经元之间没有连接, 输出层的神经元产出误差信并反向传播[5]。理论已经证明, 具有偏差和至少一个 S 型隐含层

加上一个线性输出层的网络, 能够逼近任何有理函数, 为使网络简单化, 本系统所用的 BP 网络为三层前馈神经网络。其结构如图 1 所示。

**Table 1.** Corresponding relationship between fault types and characteristic parameters  
**表 1.** 故障类型与特征参量对应关系

故障名称	特征参量变化
循环水泵严重故障	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 真空急剧下降</li> <li>2. 循环水泵电机电流大幅度下降或降至零</li> <li>3. 循环水泵的出口压力大幅度下降或降至零</li> <li>4. 循环水流量急剧减小甚至断流</li> <li>5. 凝汽器内温度逐渐升高</li> <li>6. 抽气器抽出的空气温度</li> <li>7. 冷却水入口温度之差增加</li> </ol>
凝结水泵故障	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 真空度缓慢下降</li> <li>2. 凝汽器端差增加</li> <li>3. 凝结水过冷度增加</li> <li>4. 凝结水泵出口压力下降</li> <li>5. 凝结水泵电机电流减小</li> <li>6. 凝结水泵水流量减小</li> <li>7. 凝汽器的水位上升</li> </ol>
凝汽器冷却管破裂	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 凝汽器水位升高</li> <li>2. 真空度缓慢下降</li> <li>3. 凝汽器中氯离子的含量过高, 凝结水含氧量</li> <li>4. 凝结水导电度增加</li> <li>5. 凝结水过冷度增加</li> <li>6. 凝结水泵出口压力上升</li> <li>7. 凝结水泵电机电流增加</li> <li>8. 电机电流加大</li> <li>9. 凝汽器端差增加</li> </ol>
凝汽器满水	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 凝汽器的真空下降</li> <li>2. 水过冷度增加</li> <li>3. 凝结水泵电机电流增加</li> <li>4. 抽气器抽出的空气温度与冷却水进口温度之差增加</li> <li>5. 凝结水过冷度增加</li> <li>6. 凝汽器端差增加</li> <li>7. 冷却水入口温度与抽气器出口温度之差增加</li> </ol>
抽气器工作不正常	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 真空缓慢下降</li> <li>2. 凝汽器端差增加</li> <li>3. 凝结水过冷度增加</li> <li>4. 凝汽器抽气口至抽气器入口之间的压差减小。</li> </ol>
冷凝器部分铜管堵塞	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 真空度缓慢下降</li> <li>2. 凝汽器端差增加</li> <li>3. 冷凝器水阻增加</li> <li>4. 抽气器抽出的空气温度与冷却水温度之差增加</li> <li>5. 冷却水进口压力升高</li> <li>6. 冷却水进出口压差增加</li> <li>7. 冷却水温升增加</li> </ol>

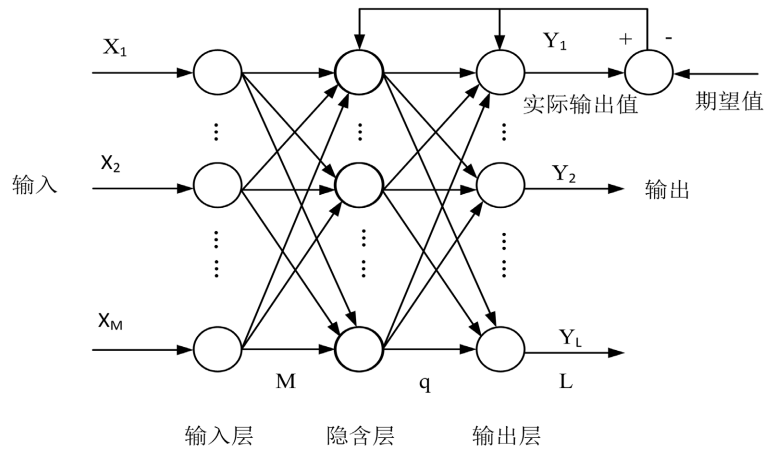


Figure 1. Structure of BP neural network  
图 1. BP 神经网络结构图

1) BP 神经网络采用 S 形函数作为激励函数, 函数的值域为[0, 1], 在输入层各数据将以特定的函数进行预处理。如本系统中网络对循环水泵出口压力参量按式(1)处理。式中  $X$  为循环水泵出口压力实际值,  $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$  分别为循环水泵出口压力的最大值与最小值。

$$X' = 0.8 - \frac{1}{e^{[0.223 + (1.609 - 0.223)(X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})]}} \quad (1)$$

通过对数据的预处理, 输入输出数据将全部规范到[0.2, 0.8]之间, 从而加快网络运算速度, 且不会减少数据间的联系[5]。

2) 设图 1 中输入层、隐含层、输出层节点数分别为  $m$ 、 $l$ 、 $n$ 。

输入学习样本为  $q$  组:  $X^1, X^2, \dots, X^p, \dots, X^q$  ( $X^p = (x_1^p, \dots, x_i^p, \dots, x_m^p)$ )。

对应期望输出值为:  $T^1, T^2, \dots, T^p, \dots, T^q$  ( $T^p = (t_1^p, \dots, t_k^p, \dots, t_n^p)$ )。

输出端对应的实际输出值为:  $Y^1, Y^2, \dots, Y^p, \dots, Y^q$  ( $y^p = (y_1^p, \dots, y_k^p, \dots, y_m^p)$ )。

所有阈值和权值为某种形式的较小数值。

3) 正向计算误差

将第  $p$  ( $p = 1, 2, \dots, q$ ) 个训练样本顺序输入到图 1 的网络, 按下列各式计算各层神经元的激活值和输出值:

隐含层神经元节点的激活值

$$S_j^p = \sum_{i=1}^m \omega_{ij}^1 x_i^p - \theta_j^1 \quad (2)$$

$$j = 1, 2, \dots, l; i = 1, 2, \dots, m; p = 1, 2$$

式中,  $\omega_{ij}^1$  为输入层到隐含层的连接权;  $\theta_j^1$  为隐含层节点阈值。

激活函数采用 S 型的 sigmoid 函数:

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$

把激活值代入激活函数求出隐含层神经元第  $j$  节点的输出值

$$h_j^p = f(S_j^p) = f\left(\sum_{i=1}^m \omega_{ij}^1 x_i^p - \theta_j^1\right) \quad (3)$$

$$j = 1, 2, \dots, l; i = 1, 2, \dots, m; p = 1, 2, \dots, q$$

同理, 可求输出层神经元第  $k$  节点的激活值  $S_k^p$  和输出值  $y_k^p$

$$S_k^p = \sum_{j=1}^l \omega_{jk}^2 h_j^p - \theta_k^2 \quad (4)$$

$$k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l; p = 1, 2, \dots, q$$

$$y = f(S_k^p) = f\left(\sum_{j=1}^l \omega_{jk}^2 h_j^p - \theta_k^2\right) \quad (5)$$

$$k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l; p = 1, 2, \dots, q$$

式中,  $\omega_{jk}^2$  为隐含层至输出层的连接权;  $\theta_k^2$  为输出层节点阈值。

4) 计算总误差

$$E = \sum_{p=1}^q \sum_{k=1}^n \frac{1}{2} (t_k^p - y_k^p)^2$$

如果  $E < \varepsilon$  (允许误差), 则迭代停止; 否则执行第(5)步。

5) 反向计算: 若输出层的实际值与期望值不一致则将进行网络参数的修正。BP 算法是利用误差的负梯度来调整连接权。

① 计算各层误差, 对已知样本的输出目标可得

输出层修正误差:

$$\delta_k^p = (t_k^p - y_k^p) y_k^p (1 - y_k^p) \quad (6)$$

$$k = 1, 2, \dots, n; p = 1, 2, \dots, q$$

隐含层修正误差:

$$\delta_j^p = \sum_{k=1}^n \delta_k^p \omega_{jk}^2 h_j^p (1 - h_j^p) \quad (7)$$

$$k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l; p = 1, 2, \dots, q$$

② 按下式调整各层的权值和阈值:

输出层至隐含层连接权和输出层阈值修正量分别为

$$\Delta \omega_{jk}^2 = \eta \delta_k^p h_j^p \quad (8)$$

$$\Delta \theta_k^1 = \eta \delta_k^p \quad (9)$$

$$k = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l; p = 1, 2, \dots, q$$

隐含层至输入层连接权和隐含层阈值修正量为

$$\Delta \omega_{ij}^1 = \eta \delta_j^p x_j^p \quad (10)$$

$$\Delta \theta_j^1 = \eta \delta_j^p \quad (11)$$

$$j = 1, 2, \dots, l; i = 1, 2, \dots, m; p = 1, 2, \dots, q$$

式中,  $\eta$  为学习步长(学习率),  $0 < \eta < 1$ 。

6) 按新的权重重新计算  $S_j^p$ ,  $h_j^p$ ,  $S_k^p$ ,  $y_k^p$  和  $E$  直到  $E < \varepsilon$  (允许误差), 否则重复步骤(3)~(5)。在实际诊断过程中, 将最大的  $Y$  值作为故障发生的判断依据。

根据上述 BP 学习算法设计了 BP 网络训练子系统, 如图 2 所示。在该训练子系统可根据实际需要选择相应故障子网络模块进行训练, BP 网络的学习参数(输入层到隐含层的学习率、隐含层到输出层的学习率、误差收敛因子、Sigmoid 函数修正因子)可根据实际情况在下拉列表中进行选择。网络采用离线训练方式进行训练, 即给出凝汽器的样本集和典型故障类型, 网络在针对样本集训练的同时, 窗口会绘制出网络训练曲线图, 显示训练步数和最终的训练误差。完成训练后将得到优化后的网络节点间的连接权值, 从而使诊断结果的可信性提高。

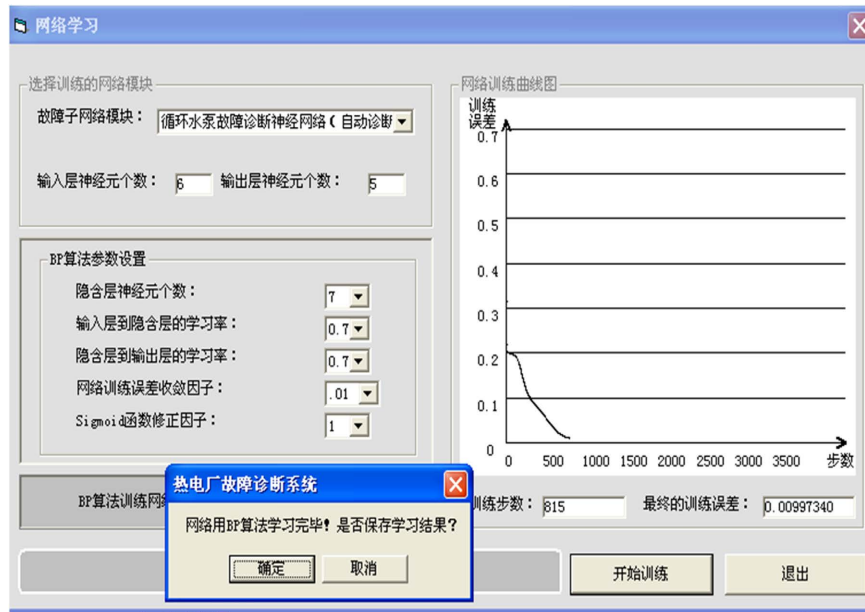


Figure 2. Network training interface  
图 2. 网络训练界面

#### 4. 故障诊断系统结构

专家系统的诊断流程与基本原理如图 3 所示, 包含了综合知识库的建立, 设备状态检测, 特征提取, 状态识别和决策等工作程序。

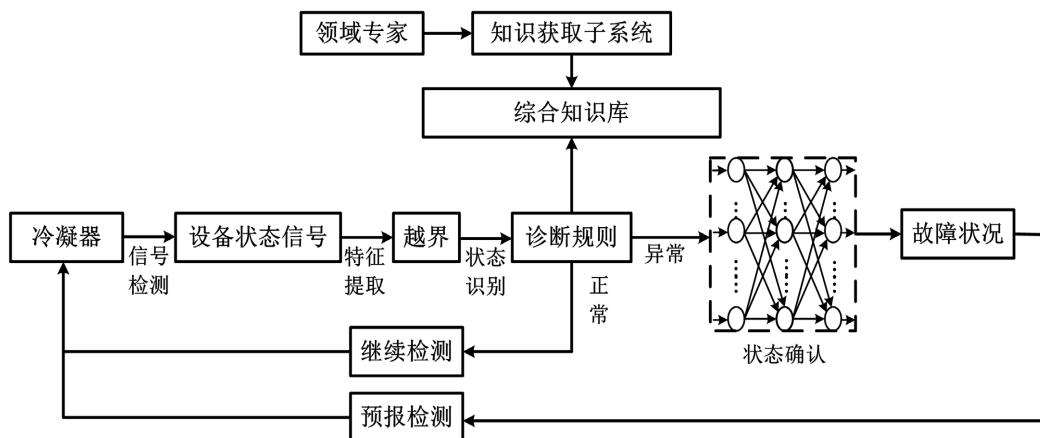


Figure 3. Diagnosis process and basic principle diagram  
图 3. 诊断流程与基本原理图



按照任务和功能的不同, 整个系统可以分解为特征提取、状态监测和故障诊断 3 个子系统, 通过数据接口将它们联系起来。共同完成状态监测与诊断任务。诊断流程为: 系统通过监测凝汽器运行参数, 并且将所采集数据存入历史数据记录库中, 以备需要时使用。判断所得数据参量是否超出正常范围, 若判断结果正常则继续进行常规状态监测; 否则将提取的特征进行信息预处理, 通过提取有价值的原始数据, 由样本空间映射到数据空间, 在数据空间上, 通过特定变换使数据有利于故障诊断[6]。随后调用诊断模块进行故障识别。综合知识库保存着专家知识, 即诊断对象的故障模式、故障征兆、故障成因和处理建议, 通过知识获取子系统可以扩充和完善专业知识。根据故障库中的训练样本集对 BP 神经网络进行训练, 把训练样本集隐含的专家知识变换为 BP 神经网络内部的表达形式。系统推理过程是个数值计算过程, 它根据用户所提供的数据对神经网络输入层进行赋值, 然后按照神经元的输入/输出特性, 依据神经网络所含知识的相互关系, 在问题求解空间不断进行并行计算, 直至得到最满意的解[7]。在这个基础上, BP 神经网络依据领域专家的经验建立的知识库实现了规则的整合, 最终将故障概率最大的输出值作为诊断结果, 同时系统将会提示处理意见作为工作人员的决策参考。

## 5. 应用实例

在 BP 神经网络原理以及所掌握的凝汽器故障信息的基础上, 开发出了基于 BP 神经网络的凝汽器故障诊断系统, 图 4 所示为数据采集阶段的界面。

点击“开始采集”按钮, 各个文本框将显示所采集的对应参数值。采集的数据将会被存储在历史运行数据库中以备用时查询, 实现了对凝汽器主要参数的采集和监测。诊断系统直接与监测系统相连接, 可以对设备进行在线和离线故障诊断。点击“启动诊断按钮”, 界面布局将会调整以显示凝给水系统状态以及诊断结果, 如图 5 所示。数据采集窗口系统进行诊断时, 若无故障发生, 信号指示灯将呈绿色; 若发生故障, 对应设备的故障指示灯显示为红色并报警。同时将会在窗口显示诊断结果, 包括故障记录号、诊断日期、故障发生时间、故障位置、故障设备名以及处理方式等。点击“退出诊断界面”按钮退出诊断系统。



Figure 4. Condenser fault diagnosis system based on BP neural network (acquisition)

图 4. 基于 BP 神经网络的凝汽器故障诊断系统(采集)



Figure 5. Condenser fault diagnosis system based on BP neural network (diagnosis)  
 图 5. 基于 BP 神经网络的凝汽器故障诊断系统(诊断)

## 6. 结束语

系统的操作界面友好、便于维护,可以实时监测凝汽器的运行参数,且专家系统的知识库方便扩充与修改。在对该系统的多次测试中,无论实际数据与学习样本是接近或是有所偏离,BP神经网络均可以及时给出较好的诊断结果,诊断结果表明系统完全能够正确识别凝汽器故障,满足诊断要求。证明了该理论方法在核动力装置的故障诊断领域的可应用性,具有重要的研究价值。

## 参考文献

- [1] 陈志辉, 夏虹, 刘邈. 船用核动力装置故障诊断专家系统[J]. 应用科技, 2004, 31(10): 34-35.
- [2] 庞凤阁, 彭敏俊. 船舶核动力装置[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2000: 66-67.
- [3] 陈志辉, 夏虹, 刘邈. 船用核动力凝汽器故障诊断专家系统[J]. 应用科技, 2005, 32(1): 35-36.
- [4] 刘峰, 余刃, 李凤宇, 张蒙. 基于复合人工神经网络的核电站实时故障诊断方法研究[J]. 核动力工程, 2007, 28(2): 95-96.
- [5] 张文鸽, 吴泽宁, 逯洪波. BP神经网络的改进及其应用[J]. 河南科学, 2003, 21(2): 203-203.
- [6] 刘永阔, 谢春丽, 夏虹, 李映林. 神经网络在核动力装置故障诊断系统中的应用[J]. 应用科技, 2007, 34(5): 48-49.
- [7] 冯定. 神经网络专家系统[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 55-56.