

核动力装置混合智能故障诊断系统研究

马 杰<sup>1</sup>,郭立峰<sup>1</sup>,张宇声<sup>1</sup>,彭 俏<sup>1</sup>,阮旻智<sup>2</sup>

(1. 海军工程大学 船舶与动力学院,湖北 武汉 430033;2. 海军工程大学 兵器工程系,湖北 武汉 430033)

**摘要:**针对核动力装置的状态监测与故障诊断问题,为克服单一故障诊断方法的局限性,本文提出了基于多层流模型(MFM)和信息融合理论的混合智能故障诊断方法。利用信息融合的方法来提高故障诊断的快速性和准确性,同时利用 MFM 方法解释故障发生时报警的传播路径,提高对诊断结果的可理解性。仿真实验表明,混合智能诊断方法能迅速判明故障并提交报警分析。

**关键词:**核动力装置;信息融合;多层流模型;故障诊断

**中图分类号:**TP18      **文献标志码:**A      **文章编号:**1000-6931(2011)08-0977-06

Hybrid Approach for Fault Diagnosis Based on Multilevel Flow Model and Information Fusion of Nuclear Power Plant

MA Jie<sup>1</sup>, GUO Li-feng<sup>1</sup>, ZHANG Yu-sheng<sup>1</sup>, PENG Qiao<sup>1</sup>, RUAN Min-zhi<sup>2</sup>

(1. College of Naval Architecture and Power, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;

2. Department of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** In order to improve the ability of condition monitoring and fault diagnostic system, a hybrid intelligent diagnostic system based on multilevel flow model (MFM) and information fusion was proposed. This method utilized information fusion technique to improve the rapidness and veracity of fault diagnosis, and made use of MFM to explain the alarm propagation path, which could enhance the comprehension of diagnostic result. The emulation test proves that the hybrid intelligent diagnostic system can identify fault and propose the alarm analysis quickly.

**Key words:** nuclear power plant; information fusion; multilevel flow model; fault diagnosis

近年来,随着人工智能技术的不断发展,各种智能技术在核动力装置故障诊断和监测领域得到广泛应用。在实际使用中,仅靠单一智能技术的故障诊断已难以完成复杂的核动力装置诊断的全部任务,将多种不同的智能技术结合起来的混合诊断系统成为智能故障诊断研究的一个发展趋势。目前,混合智能系统的研究已取得一些进展,研究主要集中在神经网络和专家系统的结合,以及模糊逻辑和专家系统的结合<sup>[1]</sup>,通过组合使用这些智能技术产生了较原

技术更加健壮灵活的诊断效果。

本文针对核动力装置故障现象多、机理复杂且信息量大的特点,提出基于多层流模型(MFM)和信息融合理论的混合智能故障诊断技术。

1 基于多层流模型的故障诊断

MFM 最早由 Morten Lind 提出,基本思想是通过一系列标准化的图像符号,将装置的各部分按层次表示出来,同时还可通过物质流、能量流和信息流的形式将内部物理过程显示出来<sup>[2-4]</sup>。与传统的诊断方法相比,MFM 具有可理解程度高、软件开发工作量小及在线诊断能力强的优点。

1.1 MFM 简介

基于 MFM 的故障诊断方法是利用图形化模型来分析复杂系统的过程,它采取了如图 1 所示的一系列标准化的抽象符号,依据方式-目的和整体-部分的原则,将复杂系统分解为不同的功能层,相互之间通过完成关系、实现关系和条件关系相连接。

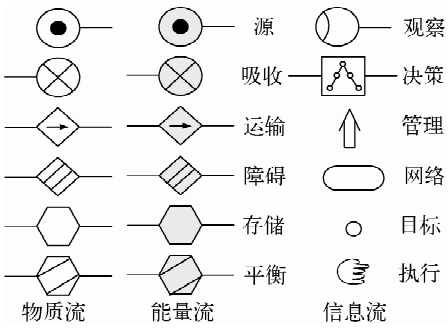


图 1 多层流模型的符号表示

Fig.1 Symbols of multilevel flow model

1.2 核动力装置系统的 MFM

根据 MFM 的建模原理和核动力装置的基本工作过程,建立了核动力装置系统的多层流模型(图 2)。系统具有 7 个目标和 9 个流结构,其中 G0 发电及产生动力是主要目标,能量流结构表示一、二回路间的能量交换,物质流结构主要描述了蒸汽在二回路系统的做功及循环过程,信息流结构表示核动力装置系统的控制过程。

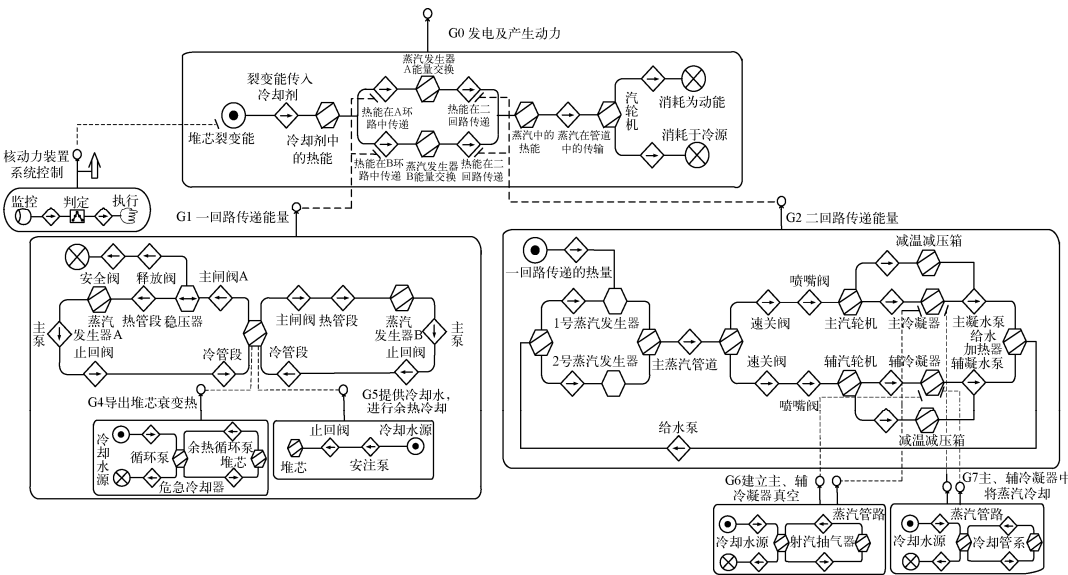


图 2 核动力装置系统的 MFM

Fig.2 MFM of nuclear power plant

2 基于信息融合理论的故障诊断

2.1 D-S 证据理论的基本理论<sup>[5-7]</sup>

假设某条件  $E$ (或证据) 下所有假设的有限集合  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  为识别框,  $U$  的所

有子集所构成的集合就是幂集, 记为  $2^U$ , 所有在  $U$  内的元素间是互不相容的。对于任意一个属于  $U$  的子集  $A$ , 命其对应 1 个数  $m \in [0, 1]$ , 且满足  $\sum_{x \subseteq U} m(A) = 1$  和  $m(\varphi) = 0$ , 则称函数  $m$

为  $2^U$  上的基本概率分配(BPA)。假定命题  $A$  的信任函数(Bel):  $2^U \in [0, 1]$  定义为  $\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) (\forall A \subset U)$ ,  $\text{Bel}(A)$  表示对  $A$  的总的信任。

设  $m_1, m_2, \dots, m_n$  为  $2^U$  上的  $n$  个 BPA, 它们的正交和  $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$  为:

$$m(A) = \begin{cases} 0 & A = \emptyset \\ \frac{\sum_{A_k \cap B_r = A} m_1(A_k) m_2(B_r)}{1 - K} & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $K = \sum_{A_k \cap B_r = \emptyset} m_1(A_k) m_2(B_r) < 1$ , 它的作用是当舍弃冲突信息后, 将融合的 BPA 进行标准化;  $\emptyset$  为空集。

## 2.2 基于 BP 网络的 D-S 证据理论故障诊断模型

在运用 D-S 证据理论解决故障诊断问题时, 首先要求构造出每次搜集到的所有证据对各命题的 BPA 函数, 整个获取过程通常是复杂非线性的, 而从 BP 网络的特点可看出, 网络经过学习大量样本, 具有较强的泛化能力, 可较好地描述这种复杂的非线性映射关系, 由此可确定 BPA(图 3), 而后再利用 D-S 证据理论在时间域上将每条证据的 BPA 进行融合, 得到最终的融合结果。

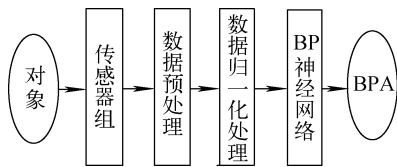


图 3 BPA 的获取  
Fig. 3 Acquire of BPA

设在监测过程中不同传感器对诊断对象进行  $Q$  次检测, 每次检测均可看成是 1 条证据, 而每 1 个故障类型是该证据的 1 个命题, 故每条证据均包含  $m+1$  个故障, 其中包括未知故障  $U$ 。每条证据的描述形式为  $q$  个特征参数组成的向量, 经 BP 网络的运算后, 得到  $m$  个  $[0, 1]$  之间的数, 并对这些数进行归一化处理, 作为该条证据对各故障的 BPA, 而后运用 D-S 证据合成规则进行融合, 可得最终的融合结果。基于该

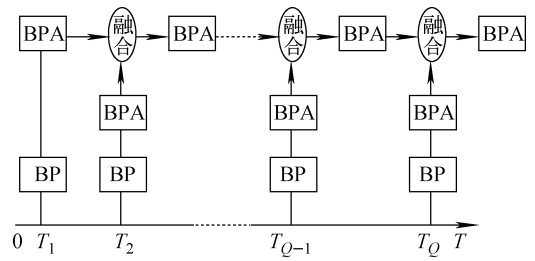


图 4 信息融合故障诊断流程图  
Fig. 4 Fault diagnosis flow chart of data fusion

方法的故障诊断模型如图 4 所示, 其中,  $T_Q$  表示  $Q$  时刻的测量数据。

在时间域的融合顺序为每进行 1 次测量就进行 1 次融合, 则每次总是两个证据进行融合。其融合算法为: 假定对于第  $k-1$  条证据, 即  $T_{k-1}$  时刻的测量, 经 D-S 证据理论融合后得到各故障  $m_U(k-1)$ 。当进行下一时刻的测量, 即产生第  $k$  条证据时, 经 BP 网络运算后各故障的 BPA 为  $m_k(A_j) (j = 1, 2, \dots, m)$ , 未知故障的 BPA 为  $m_k(U)$ 。根据式(1), 新的融合后的 BPA 为:

$$\begin{cases} m_{\emptyset}(k) = 0 \\ m_{A_j}(k) = K_k [m_{A_j}(k-1) m_k(A_j) + \\ m_{A_j}(k-1) m_k(U) + m_U(k-1) m_k(A_j)] \end{cases} \quad (2)$$

未知故障的 BPA 为:

$$m_U(k) = K_k m_U(k-1) m_k(U) \quad (3)$$

式中:  $K_k = 1 / [1 - \sum_{i, j \neq 1, i \neq j}^m m_{A_i}(k-1) m_k(A_j)]$ ,  $A_j \neq \emptyset$ 。

当新的测量产生时, 重复运用式(2)进行融合。当某一证据的信任函数达到预先设定的门限(如 0.99)时, 诊断系统可做出决策。

## 3 混合智能故障诊断系统的建立

任何一种故障诊断的方法均不是万能的, 每种方法都有其适用范围。信息融合故障诊断技术具有很强的非线性处理能力, 特别适合复杂系统, 具有响应快、精度高的特点, 但对故障的发生及传播路径解释能力不足, 无法理清故障发生时大量报警信息之间的关系, 操纵人员易发生误判。基于 MFM 的故障诊断方法能将复杂装置的过程抽象地表示出来, 运用 CDG 原理<sup>[8]</sup>从大量报警信息分辨出源故障引发的主

要警报,同时能按警报的传递路径将主要警报和次要警报提交运行人员。针对两种智能故障诊断技术的特点,本文提出了基于 MFM 和信息融合理论的混合智能故障诊断系统(图 5)。

混合智能故障诊断系统主要包括 3 个部分:信息融合诊断系统、MFM 诊断系统和协调控制单元。当核动力装置发生故障报警时,协调控制单元优先启用信息融合诊断系统,在时

间域内快速融合 BP 网络的诊断结果,得到诊断信息。同时,将报警的部件信息传至 MFM 诊断系统,按照 CDG 的原理来分析报警部件间的关系,确定主要警报及次要警报,将警报传播路径反馈回协调控制单元。协调控制单元综合两个诊断系统的信息传至人机交互系统的终端显示,运行人员可根据诊断信息并结合经验来判断故障。

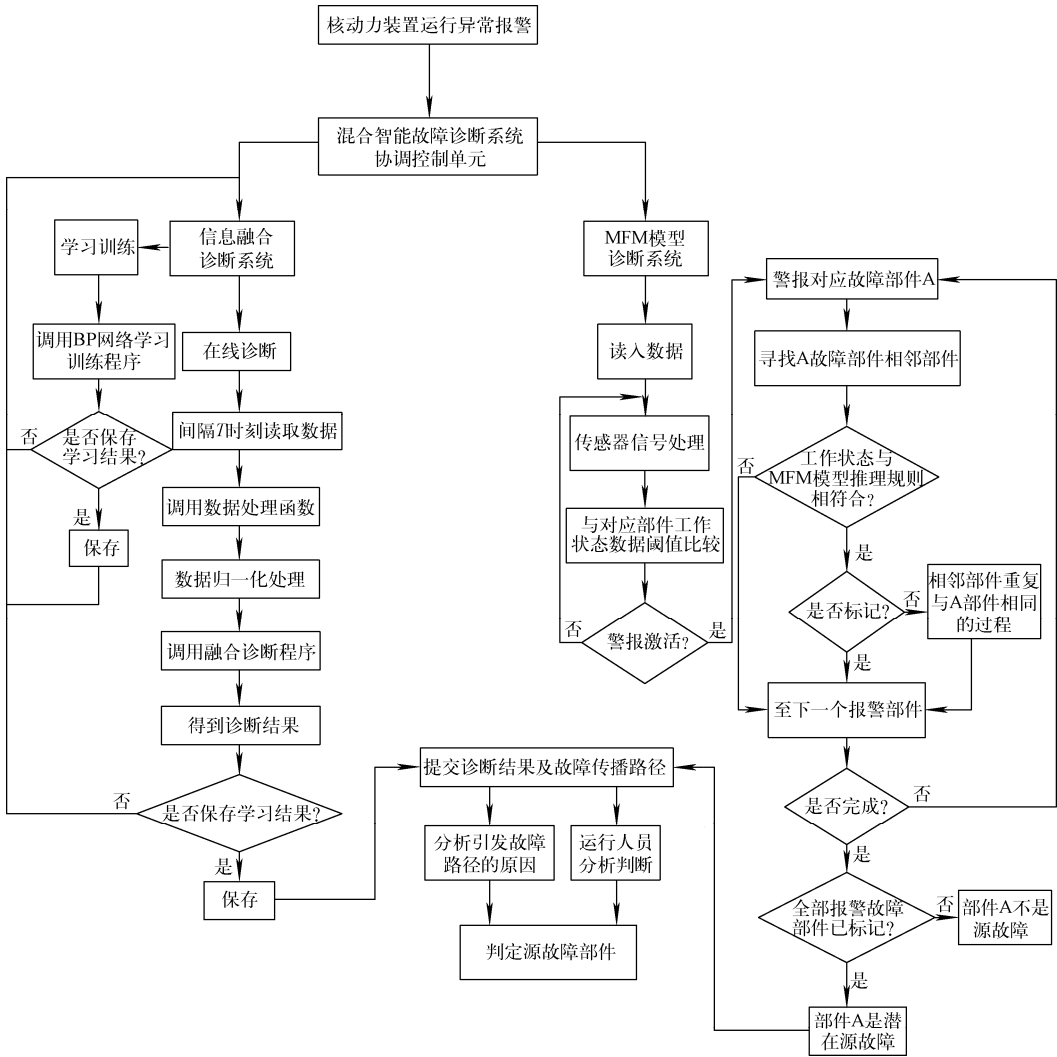


图 5 混合智能故障诊断系统流程图

Fig. 5 Flow chart of hybrid intelligent fault diagnosis system

4 仿真实验分析

将本文建立的混合智能故障诊断系统与核动力装置模拟器相连,能进行在线的实时状态监测和数据采集,也可离线进行诊断分析。

在核动力装置系统中,冷凝器真空度低是

常见故障,使冷凝器真空度降低的原因有很多,如循环水泵故障、凝水泵故障、冷却管脏污等。在维持机组负荷及运行状态不变的情况下,通过模拟器操控台停用 1 号主凝水泵的方法使冷凝器内真空达到较低的水平,从而模拟主凝水

泵严重故障,设置数据采集的间隔时间为 1 s。文献[8]中的实验表明:若报警阈值过大,故障发生时,只有部分元件报警,无法形成完整的报警路径。若报警阈值过小,易产生大量虚假报警。因此,将故障报警的阈值设置为超出正常波动的 2%。在冷凝器出现真空度较低报警时,诊断系统开始诊断。采集前 5 个监测时刻

的模拟器的运行数据,前 5 个监测时刻的融合结果列于表 1。表 1 中,1 为循环水泵严重故障,2 为后轴封供气中断,3 为冷凝器满水,4 为冷却管脏污,5 为真空系统不严密,6 为冷凝器冷却管破裂,7 为凝结水泵故障,8 为冷却管部分铜管堵塞,9 为循环水量不足,10 为抽气器工作不正常,U 为未知故障。

表 1 各监测时刻的融合后的 BPA  
Table 1 Fusion BPA of every inspecting period

| 监测时刻        | BPA     |         |         |         |         |         |         |         |         |         |         |
|-------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
|             | 1       | 2       | 3       | 4       | 5       | 6       | 7       | 8       | 9       | 10      | U       |
| $T_1$       | 0.003 7 | 0.021 9 | 0.031 3 | 0.008 9 | 0.184 2 | 0.109 4 | 0.527 4 | 0.001 1 | 0.000 8 | 0.052 1 | 0.059 2 |
| $T_{12}$    | 0.001 6 | 0.008   | 0.011   | 0.003 1 | 0.107 2 | 0.055 2 | 0.765 3 | 0.000 8 | 0.001 9 | 0.021 6 | 0.024 3 |
| $T_{123}$   | 0.000 7 | 0.001 8 | 0.003 1 | 0.000 7 | 0.043 9 | 0.018 4 | 0.921 5 | 0.000 5 | 0.000 5 | 0.005   | 0.003 9 |
| $T_{1234}$  | 0.000 4 | 0.000 7 | 0.001 2 | 0.000 4 | 0.016 4 | 0.004 3 | 0.975 3 | 0.000 2 | 0.000 3 | 0.000 6 | 0.000 2 |
| $T_{12345}$ | 0.000 2 | 0.000 4 | 0.000 7 | 0.000 2 | 0.004 2 | 0.000 8 | 0.992 7 | 0.000 1 | 0.000 2 | 0.000 4 | 0.000 1 |

将不同监测周期的 BPA 按先后次序进行融合,凝结水泵故障(故障 7)的置信度随监测周期不断提高,从第 1 个监测周期的 0.527 4 跃升为第 5 个监测周期的 0.992 7。真空系统不严密(故障 5)和冷却管破裂(故障 6)的故障概率在第 5 个监测周期的 BPA 融合后降为 0.004 2和 0.000 8。通过融合诊断系统给出的诊断结果,可认定该故障就是凝结水泵工作不正常。将诊断结果提交协调控制单元。

协调控制单元同时启动 MFM 诊断系统,得到警报传播路径分析图(图 6),图中灰色部件表示报警部件,箭头所指部件表示 MFM 认定的潜在源故障部件。

点击 CDG 分析图,显示如图 7 所示的主凝水泵故障的 CDG 分析图,主凝泵的故障原因分析如下:由于主凝水泵的故障导致主凝水泵流量大幅减少,上游部件主冷凝器的水位随之升高,冷凝器的真空度开始下降。下游部件给水加热器的水位缓慢下降,给水泵的流量也随之减少。运行人员可根据 MFM 诊断路径图及 CDG 分析图可迅速判定故障为主凝水泵故障,诊断结果与模拟实验故障设置一致。

仿真实验表明,混合智能故障诊断系统能在故障发生后很短的时间内迅速判明故障,

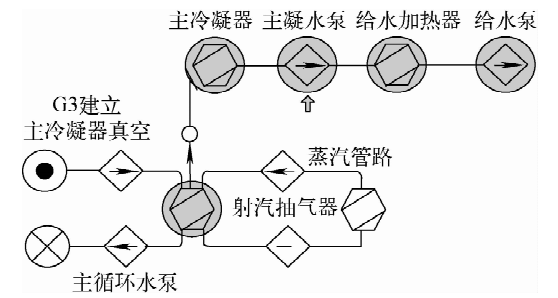


图 6 主凝水泵故障的 MFM 诊断路径图  
Fig. 6 Rout chart of main condenser pump fault based on MFM

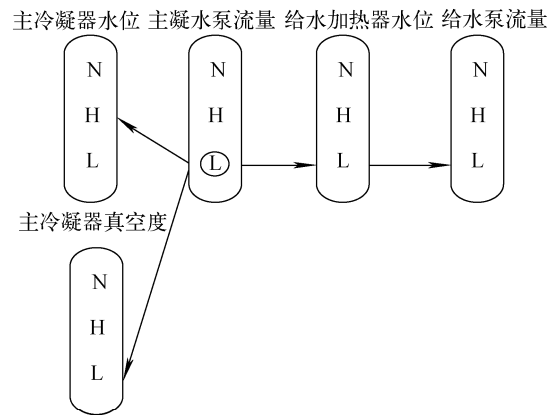


图 7 主凝水泵故障的 CDG 分析图  
Fig. 7 CDG chart of main condenser pump fault

同时将警报的传播路径提交运行人员,提高了对诊断结果的可理解性,降低了误判的概率。

## 5 结论

本文简要介绍了基于 MFM 和信息融合理论的故障诊断方法,建立了基于两种方法的混合智能故障诊断系统。通过对核动力装置的仿真实验表明,该诊断系统能迅速判明故障并提交警报传播路径,具有诊断结果准确、可视化程度高和可理解性强的优点。

## 参考文献:

- [1] DELGADO M. A flexible architecture for distributed knowledge based systems with nomadic access through handheld devices[J]. Expert Systems With Applications, 2005, 29(4): 965-975.
- [2] LIND M. Modeling goals and functions of complex industrial plants [J]. Appl Artif Intell, 1994, 18(2): 259.
- [3] LARSSON J E. Diagnosis based on explicit means-end models [J]. Artificial Intelligence, 1996, 80(1): 29-93.
- [4] DAHLSTRAND F. Consequence analysis theory for alarm analysis[J]. Knowledge-Based System, 2002, 15(1): 27-36.
- [5] SHAFER G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1976.
- [6] BEGLER P L. Shafer-dempster reasoning with application to multisensor target identification system[J]. IEEE Transactions on SMC, 1987, 17: 218-227.
- [7] CHEN C Z, MO C T. A method for intelligent fault diagnosis of rotating machinery[J]. Digital Signal Processing, 2004, 14(3): 203-217.
- [8] OUYANG Jun, YANG Ming, YOSHIKAWA H, et al. Modeling of PWR plant by multilevel flow model and its application in fault diagnosis [J]. Journal of Nuclear Science and Technology, 2005, 42(8): 695-705.