

一种融合 FTA 与 BAM 的故障诊断方法

苗 伟, 范 波, 王新勇, 马建伟

(河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘 要: 在研究故障树分析(FTA)和双向联想记忆(BAM)神经网络在故障诊断中应用的基础上,提出了一种融合 FTA 和 BAM 的故障诊断方法.故障树存储了系统关于顶事件发生的全部知识,利用 FTA 得到系统所有的故障模式,进而归纳出 BAM 的学习样本,即故障树中故障现象(监测点状态组合)和底事件发生与否之间的对应. BAM 通过联想记忆矩阵并行联想,得到诊断结果,扩展综合故障诊断能力.仿真结果表明该方法用于解决此类问题是有效的.

关键词: 故障树分析; BAM 神经网络; 故障诊断

中图分类号: TP206

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)06-0060-04

One Method of Fault Diagnosis Based on the Fuse of FTA and BAM

MIAO Wei, FAN Bo, WANG Xin-yong, MA Jian-wei

(College of Electronic Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: Based On the study about the application of Fault Tree Analysis and Bidirectional Associative Memory network in fault diagnosis, a method of fault diagnosis based on the fuse of FTA and BAM is proposed. In a system, all the knowledge on the happening of top events is stored in Fault tree, so all of the fault modes are obtained by using FTA, and then the learning sample of BAM are summarized which are the corresponding relations between the fault phenomena (the states of the assembled monitoring points) and the happening or not of the bottom events in fault tree. The results of diagnosis are associated parallel by the associative memory matrix, thus expanding the general ability of fault diagnosis. A simulation results showed that the approach is valid to the fault diagnosis of systems.

Key words: fault tree analysis; bidirectional associative memory network; fault diagnosis

1 引言

故障诊断理论已经进入智能诊断阶段. 基于智能的故障诊断分为: 故障诊断的专家系统方法、故障树故障诊断方法、模式识别的故障诊断方法、基于模糊数学的故障诊断方法和基于人工神经网络的故障诊断法^[1]. 这些方法因为不需要精确的数学模型, 引起极大的重视和研究. 但是就目前已开发研究的各种方法而言, 还存在各自的局限性. 因此将多种智能诊断方法结合起来成为当今的研究热点之一.

故障树描述并存储了系统关于故障树顶事件发生的全部知识, 当系统复杂时, 由故障树最小割集抽取的规则数目呈级数增长, 导致根据规则进行推理

的速度变慢. 人工神经网络具有非线性映射分布式存储、并行处理和自学习功能, 非常适合用于故障诊断, 但是用神经网络构造故障诊断系统将遇到整理教师数据困难的问题^[2]. 为此文中将故障树和神经网络融合在一起结合两种方法的优点, 由故障树归纳出系统所有的故障模式提取神经网络的训练样本, 用神经网络的记忆能力实现实时的故障诊断.

2 融合 FTA 与 BAM 的故障诊断方法

2.1 由 FTA 归纳出 BAM 的学习样本

图 1 所示为对某系统经过深入的分析建立的故障树. 其中, $A, B, C, D, E, F, G, H, I$ 是中间事件. T 为系统的顶事件. $x_1, x_2, \dots, x_8$ 为底事件^[3-4].

收稿日期: 2009-05-15; 修回日期: 2009-07-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(60475021); 河南科技大学博士基金项目(09001396)

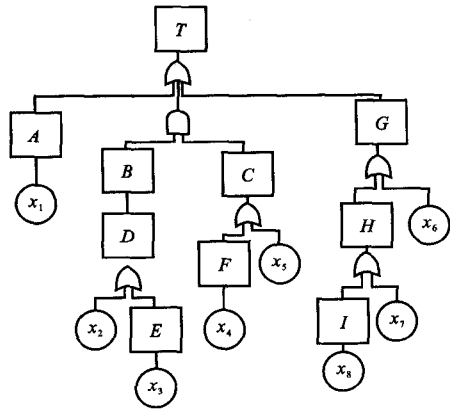


图1 故障树结构图

根据串并联系统确定故障树结构函数的方法^[5-7],可以直接写出图1的结构函数为

$$\Phi(X) = A \cup (B \cap C) \cup G = x_1 \cup ((x_2 \cup x_3) \cap (x_4 \cup x_5)) \cup (x_6 \cup x_7 \cup x_8).$$

这样的结构函数的缺点是不便于定性分析,更不便于定量计算.为了能方便地进行故障树的定性分析和定量分析,引入最小割集.最小割集的计算方法可用下行法(Fussell-Vesely 算法)或上行法^[8].下行法的基本原理是根据逻辑与门和或门的特征来推导最小割集:逻辑与门增加系统割集的容量,而逻辑或门增加割集的个数.上行法是由下向上进行,每一步都利用集合运算规则进行简化、吸收,最后得到全部的最小割集.按照下行法求出图1的割集步骤,如表1所示.

表1 下行法求割集步骤

一	二	三	四	割集
A	x_1	x_1	x_1	x_1
BC	DC	x_2C	x_2x_5	x_2x_5
G	G	x_3C	x_2x_4	x_2x_4
		H	x_3x_5	x_3x_5
		x_6	x_3x_4	x_3x_4
			x_7	x_7
			x_8	x_8
			x_6	x_6

按照最小割集的求法,设 $x_1 = 2, x_2 = 3, x_3 = 5, x_4 = 7, x_5 = 11, x_6 = 13, x_7 = 17, x_8 = 19$, 则 $x_1 = 2, x_2x_5 = 3 \times 11, x_2x_4 = 3 \times 7, x_3x_5 = 5 \times 11, x_3x_4 = 5 \times 7, x_6 = 13, x_7 = 17, x_8 = 19$, 由上可以看出,彼此都不能被整除,所以最小割集(该系统所有的故障模式)就是: $\{x_1\}, \{x_2x_5\}, \{x_2x_4\}, \{x_3x_5\}, \{x_3x_4\}, \{x_6\}, \{x_7\}, \{x_8\}$.

系统中的任一个或两个及两个以上的最小割集

发生,都会导致系统故障.由图1求出的割集将故障树结构变成如图2所示的结构,这样方便双向联想记忆神经网络的联想记忆.根据这个结构提取出BAM神经网络的训练样本.利用神经网络的联想记忆功能,由输入监测点的状态,联想到相应基本事件发生,以便及时地诊断出系统的故障,降低损失.

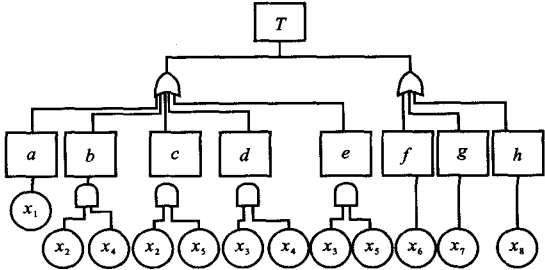


图2 改进后的系统故障模型

$a = A, b = D * B * F * C, c = D * B * C, d = E * D * B * F * C, e = E * D * B * C, f = G, g = H * G, h = I * G * H$. 当 a 发生时,中间事件 A 发生.当 b 发生时,中间事件 D, B, F, C 均发生, ... 当 h 发生时,中间事件 I, G, H 均发生. $a, b, \dots, h$ 的发生对应着割集 $1, 2, \dots, 8$ 的发生.由此可以归纳出利用神经网络回忆故障状态的样本数据.如表2所示.输入是监测点的组合状态 $a, b, \dots, h$, 输出是底事件的组合.0表示未发生,1表示发生.

表2 由故障树提取的BAM神经网络训练数据

输入向量 X	输出向量 Y
$a \ b \ c \ d \ e \ f \ g \ h$	$x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6 \ x_7 \ x_8$
1 0 0 0 0 0 0 0	1 0 0 0 0 0 0 0
0 1 0 0 0 0 0 0	0 1 0 1 0 0 0 0
0 0 1 0 0 0 0 0	0 1 0 0 1 0 0 0
0 0 0 1 0 0 0 0	0 0 1 1 0 0 0 0
0 0 0 0 1 0 0 0	0 0 1 0 1 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 0	0 0 0 0 0 1 0 0
0 0 0 0 0 0 1 0	0 0 0 0 0 0 1 0
0 0 0 0 0 0 0 1	0 0 0 0 0 0 0 1

2.2 BAM 实现故障诊断

2.2.1 BAM 模型

如图3所示双向联想记忆模型是一种两层的反馈型人工神经网络.它通过双向联想记忆矩阵,把事先概括好的样本数据对存储起来,当有新的信息输入时,可以并行回忆联想出相对应的输出结果.假设输入层有 n 个神经元 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 输出层有 m 个神经元 $(y_1, y_2, \dots, y_m)$, 先将它们分别表示成空空间的形式, $S_X = \{-1, +1\}^n, S_Y = \{-1, +1\}^m$, 其中,“-1”表示神经元抑制,“+1”表示神经元兴奋.

这样,该神经网络的联想记忆就相当于两个向量空间的变换: $M:R_n(S_X) \rightarrow R_m(S_Y)$.则有

$$Y = XM \quad (1)$$

从上可以看出, M 矩阵代表了输入空间 S_X 到输出空间 S_Y 的映射关系.因此,只要知道了输入向量 X ,就可以利用式(1)求得输出向量 Y .先将样本向量对用矩阵形式存储下来(不妨设 $n = m$),则有

$$M = \sum_{i=1}^n X_i^T Y_i = X^T Y \quad (2)$$

如果输入样本向量正交,即

$$X_i X_j^T = \begin{cases} 1 & \text{if } i = j \\ 0 & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (3)$$

那么样本回忆的结果为

$$X_i M = X_i X_i^T Y_i + \sum_{j \neq i} (X_i X_j^T) Y_j = Y_i \quad (4)$$

非样本回忆结果为

$$\bar{X}_i M = Y_i \quad (5)$$

若将正交的 n 个样本向量当作样本空间的基底,则任何非样本向量均是其线性表示:

$$\bar{X}_i = a_1 X_1 + a_2 X_2 + \cdots + a_n X_n (a_i \in R) \quad (6)$$

根据式(4)到式(6),可以得出

$$Y_i = a_1 Y_1 + a_2 Y_2 + \cdots + a_n Y_n (a_i \in R) \quad (7)$$

可见,当输入样本向量正交时,利用式(2)很容易得到神经网络的联想记忆矩阵,然后利用式(4)和式(5)就可以获得比较好的回忆效果.

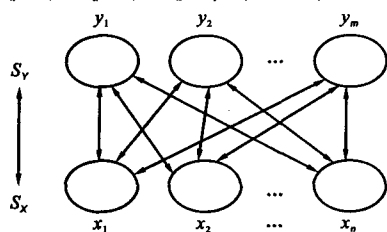


图3 神经网络双向联想记忆模型

2.2.2 HADAMARD 变换

如果输入样本向量不正交时,可以采用施密特正交化处理,但是运算量比较大,这里采用 HADAMARD 预处理同样可以获得正交或近似正交的效果.

HADAMARD 正交化变换矩阵的递推形式为

$$H_1 = [1 \ 1; 1 \ -1];$$

$$H_k = [H_{k-1} \ H_{k-1}; H_{k-1} \ -H_{k-1}] \quad (8)$$

正交预处理过程算法为

$$\hat{X}_i = \sigma(X_i^*) = \sigma(\bar{X}_i H_k) \quad (9)$$

式中, $\sigma(x)$ 是符号函数.经过式(9)处理后的 $\hat{X}_i$ 或 X_i^* ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) 是正交或近似正交的,即可用

于 BAM 神经网络的联想记忆学习.

2.2.3 软件实现和实验研究

基于 HADAMARD 变换的神经网络联想记忆模型软件流程如图4所示.分为离线学习和在线回忆两部分.另外各测点信号输入本来是“0/1”的逻辑电平形式,但这里为了便于神经网络的学习和回忆,须将其转换成“-1/+1”的双极性形式.

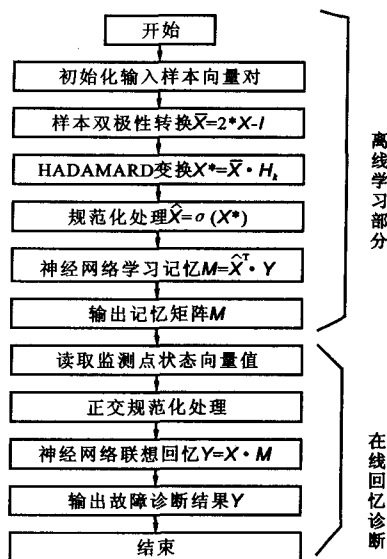


图4 软件流程图

根据如图4所示软件流程图,在 MATLAB 中编写 m 文件,首先对表2中故障样本数据对进行学习,获得联想记忆矩阵:

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & -2 & 2 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 2 & 0 & 0 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & 2 & 0 & 2 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & -2 & -2 & 0 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & -2 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 0 & 0 & -2 & 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

据此转入在线并行联想回忆诊断过程,现将获取的6组实验数据汇总在表3中.

表3 在线回忆诊断试验结果

序号	输入向量 X								输出向量 Y							
	a	b	c	d	e	f	g	h	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈
1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0
2	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0
3	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
4	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

由表3可以看出,利用人工神经网络联想记忆

模型进行故障诊断的结果都是正确的,它不但可以进行单个故障的诊断,而且还可以完成多个故障源的综合处理。

3 结束语

基于故障树模型和基于神经网络的智能诊断技术是两种不同的诊断技术,将两者相融合可以取长补短。文中采用一种基于故障树模型和基于神经网络诊断技术相结合的新方法用于系统故障诊断,该方法的优点在于:由故障树提取 BAM 神经网络的训练数据,既克服了提取训练数据的盲目性,又可包含系统的全部故障模式。

仿真分析结果表明用这种方法对于系统的故障诊断是有效的,总体方案是可行的。

参考文献:

- [1] 蔡宗平,汤正平,王跃钢,等. 控制系统故障诊断浅析[J]. 电光与控制,2007,14(4):19-22.
- [2] 陈炜,吴志良. 故障诊断专家系统结合故障树技术的结构研究[J]. 航海技术,2005(6):43-44.
- [3] 陈洁,杨兆建,高强. 基于 ANNES 的矿井提升机故障诊

断系统模型[J]. 机械管理开发,2004(2):45-47.

- [4] 郭伟伟. 基于故障树技术的远程故障诊断专家系统的研发[D]. 西安:西北工业大学,2007.
- [5] 王肃宁,杨士元,汪鹏. 基于模式识别进行模拟电路故障诊断的方法[J]. 微电子学与计算机,2004,21(11):113-116.
- [6] 曾水玲,杨静宇,徐蔚鸿. 模糊双向联想记忆网络的有效学习算法[J]. 微电子学与计算机,2007,24(12):70-72.
- [7] Chang Hong, Feng Zuren. Object recognition and tracking with maximum likelihood bidirectional associative memory networks[J]. Neurocomputing, 2008, 72(1/3):278-292.
- [8] Hong Yingyi, Lee Lunhui. Cheng Henghsing. Application of fuzzy fault-tree analysis to assess the reliability of a protection system for a switchyard[J]. International Journal of Emerging Electric Power Systems, 2008,9(4):145-160.

作者简介:

苗伟女,(1982-),硕士研究生.研究方向为故障诊断、智能检测、变频器技术。

范波男,(1975-),博士,硕士生导师.研究方向为无线传感器网络、信息融合、多智能体系统等。

(上接第 59 页)

- [5] Sterne D, Balasubramanyam P, Carman B, et al. A general cooperative intrusion detection architecture for MANETs [C]//Proc. the 3rd IEEE International Workshop on Information Assurance(IWIA'05). University of Maryland, USA, 2005:57-70.
- [6] Sun B, Wu K, Pooch U W. Alert aggregation in mobile Ad Hoc networks [C]//Proc. the 2003 ACM Workshop on

Wireless Security in Conjunction with the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. San Diego, California, USA, 2003:69-78.

作者简介:

程铃女,(1974-),硕士,讲师.研究方向为移动通信网络、计算机网络。