

复合系统智能诊断方法研究^{*}

伍丽华^{1,2} 姜云飞¹ 陈蔼祥¹

(中山大学软件研究所 广州 510275)¹ (中山大学数学与计算科学学院 广州 510275)²

摘要 随着电子设备系统的日益复杂化,依靠单一的推理技术的故障系统已难以满足复杂系统的诊断要求。将多种不同的推理技术结合起来的集成诊断系统,能够充分利用各自的优点,从而提高系统诊断的正确性和效率,是目前智能诊断研究的一个发展趋势。本文将研究复合系统的智能诊断问题,提出在一个复合系统的诊断过程中,运用基于规则的诊断和基于模型的诊断,两种诊断技术相结合将在诊断的不同阶段发挥出各自的作用,从而建立一个融合了RBD和MBD技术优点的、具有一定学习能力的智能诊断系统。

关键词 RBD, MBD, 复合系统, 知识库, 机器学习

Research on Intelligent Diagnosis for Composite System

WU Li-hua^{1,2} JIANG Yun-fei¹ Chen Ai-xiang¹

(The Software Institute, Zhongshan University, Guangzhou 510275, China)¹

(School of Mathematics and Computational Science, Zhongshan University, Guangzhou 510275, China)²

Abstract With the gradual complication of some electronic system, using a single reasoning technology is more and more difficult to meet the demand of the fault diagnosis. Combining two or more reasoning technique is a trend of development of intelligent diagnosis, which can make use of their advantages and improve its efficiency. In this paper we discuss the intelligent diagnosis problem, propose a diagnosis architecture for the composite system, which combines rule-based diagnosis with model-based diagnosis. These two approaches work efficiently in different stage of the fault diagnosis system and with machine learning.

Keywords RBD, MBD, Composite system, Knowledge base, Machine learning

1 引言

智能诊断是人工智能中智能控制领域的重要研究课题,但它至今还没有一个严格的定义。一般来说,诊断的任务是根据观察到的状况,利用领域知识或推理机,得到系统的故障部件诊断结论,以尽量发现和排除故障,保证系统正常运作,提高系统的可靠性。

诊断由传统的诊断发展到当今的智能化诊断,中间出现了很多诊断的方法,如基于解析模型的诊断、基于信号处理的诊断和基于知识的诊断。而与人工智能技术密切相关的智能诊断的理论和方法主要有:基于规则的方法、基于模型的方法、基于人工神经网络的方法、基于案例的方法、基于模糊逻辑推理的方法等等。这些方法各有特点和优势,但也各自存在着局限性。

在实际应用中,我们面对的系统,如电子系统、制造系统等,规模越来越大,功能越来越复杂,如果采用单一的诊断方法,诊断过程中将存在很多难以克服的问题。例如基于模型的诊断,由于其强大的技术优势,在诊断中越来越占主导地位,但是计算复杂性与待诊断系统的元件数量有极为密切的关系。当系统较为复杂、元件数量很多时,诊断计算的复杂性急剧上升,导致诊断无法进行^[1]。因此,对于较为复杂的系统,采用单一的诊断方法,将无法满足诊断的要求。

本文将研究复合系统的智能诊断问题。对于一个系统来说,系统的基元素是元件,若干元件组成部件,若干部件组成一个子系统。这里的复合系统,是指元部件较多、相对复杂的系统,其结构可分解为若干个子系统,或者是由若干子系统经过物理的或逻辑的合并操作,组合在一起的系统。本文的主要思想是:在复合系统的诊断过程中,运用了基于规则的诊断和目前诊断的新技术——基于模型的诊断,两种诊断技术相结合,将在诊断的不同阶段发挥各自的作用,从而体现其技术优势,并通过学习机制,不断积累系统的知识库,解决基于规则方法中专家知识获取的瓶颈问题,目标是提高整个系统的诊断效率。

2 相关研究工作

针对复杂系统诊断问题,国内外已有不少相关的研究工作。有些研究是以系统复杂性为出发点,改进诊断方法,如在基于模型的诊断中,为减少诊断计算复杂性的问题,研究者们不断地研究诊断推理,改进诊断计算方法。也有的研究是从诊断方法着手,如合并多种诊断推理方法等。主要研究成果如下。

2.1 基于结构抽象的分层诊断

一般来说,对于一个大系统,人们自然地想到把系统分成若干个组,先按组做出诊断,然后对确定的组再诊断到元件。

^{*}国家自然科学基金(No. 60173039)资助项目。伍丽华 博士研究生,高级工程师,主要研究方向为基于模型的诊断和智能规划;姜云飞 教授,博士生导师,主要研究领域为自动推理、基于模型的诊断及智能规划;陈蔼祥 博士研究生,研究方向为基于模型诊断。

但是, Luca Chittaro^[2]等学者指出,这种简单的抽象方式对诊断效率的改进并不总是有作用,有时甚至是起反作用。于是他们提出分层结构抽象的思想^[2-4]。

抽象是基于模型诊断中解决计算复杂性的主要方法之一,有结构抽象和行为抽象。结构抽象是在不同的结构层次上,用合并了的部件来描述系统;而行为抽象是在不同的行为层次上,用有意义的操作来描述系统。抽象典型的方法是分层(hierarchical),即在不同层次上表示问题,把故障部件隔离在不同层上。例如:在含有水泵和管线的供水系统的实验诊断中,系统结构抽象为6个层次,结构抽象自底向上,逐层抽象,至顶层后诊断开始,自上而下,逐层诊断^[2]。

2.2 多种推理方法结合的诊断

智能系统构建中,综合多种推理方法是现代人工智能中一个令人感兴趣而又有挑战性的工作,目标是建立一个多模式的推理系统。在此系统中,不同的推理模式和不同的知识表示形式综合运用,并探讨不同推理方法的协同和互补作用。

Luigi Portinale^[5]等学者给出了一个“基于事例推理(CBR)和基于模型推理(MBR)合并的多模诊断”的理论和实验分析。在一个诊断系统中,单独使用CBR或使用MBR方法,诊断计算量都非常大,甚至得不到诊断结果。而适当地合并这两种推理方法,在平均情况下将减少计算耗费,从整体上提高系统的诊断能力。合并这两种推理的主要技术方法是CBR与MBR使用同一种知识表示,采用一个机会性策略,灵活地在MBR中把CBR合并在一起。

2.3 集成型智能诊断系统

文献[6]把神经网络和基于案例的推理故障诊断方法结合起来,形成一个集成的智能诊断系统,并应用在制造系统设备的诊断上。

该智能诊断系统在诊断过程中首先使用基于神经网络的诊断方法。神经网络可以由多个单子网络组成,各个单子网络分别对应各自的故障诊断,通过决策融合,得到诊断结果。如果诊断失败,再尝试采用基于案例的推理进行故障诊断,根据诊断对象的症状,在案例库中检索最相似的案例。

上述文献[5,6]中,把多种技术结合起来,知识的融合都是关键的问题,都需要做深入的研究。

3 基于规则的诊断与基于模型的诊断

3.1 基于规则的诊断

基于规则的诊断(Rule-based diagnosis, RBD)是基于经验的诊断,主要应用在专家系统中,也称为基于知识的故障诊断专家系统。这种系统把人类专家对诊断对象的诊断知识转换成产生式规则。产生式规则是一个以“如果满足这个条件,就应当采取某些操作”形式表示的语句,其基本形式为:IF 前提 THEN 结论,在基于规则的专家诊断系统中,规则的前提是诊断对象的症状集合,规则的结果是诊断的结论。

RBD的优点是简单、效率高,但需要专家经验,对领域的依赖性强。研制这种诊断系统的关键问题是知识获取。首先,人类专家需要经过长时间的积累才能获得诊断领域的知识;其次,如何把专家知识转换成计算机系统可用的产生式规则也是一个大问题。基于规则的专家系统有许多优点和不足之处,但其方法已有数十年的开发和应用历史,并已证明是一种有效的技术。尽管在20世纪90年代专家系统已向面向目标的设计发展,但是基于规则的专家系统仍然继续发挥着重要的作用。

3.2 基于模型的诊断

基于模型的诊断(Model-based diagnosis, MBD)是一种全新的诊断方法,其诊断理论和诊断技术都与传统的诊断方法有很大的区别。MBD克服了传统诊断方法的严重缺陷,是一项新型智能推理技术,其基本观点是可以使用系统的模型(即内部结构与行为的知识)进行诊断,这是MBD方法与传统诊断方法的本质区别。

MBD有2个主要流派:基于一致性的诊断与溯因诊断^[7]。基于一致性诊断的概念建立在不正常工作元件与观察结果的相容性上,溯因诊断把诊断概念建立在由不正常工作的元件和诊断模型可以逻辑地推出观察结果上。假设SD为系统描述,COMPS为系统部件,OBS为观察集,Console^[8]等人提出了一个MBD的统一定义,使得不同的诊断逻辑定义都可以用这个统一的定义表示。在这个统一定义下,基于一致性的诊断和溯因诊断仅仅是两个极端的情形。

定义1^[8] 设 $O' \subseteq OBS$, $\Delta \subseteq COMPS$, 称 $D(\Delta, COMPS - \Delta)$ 为关于 $(SD, COMPS, OBS)$ 的基于模型的诊断,当且仅当

(1) $SD \cup OBS \cup \{D(\Delta, COMPS - \Delta)\}$ 是一致的。

(2) $SD \cup \{D(\Delta, COMPS - \Delta)\} \Rightarrow O'$ 。

从以上定义可以看出,当 O' 从 ϕ 到OBS变化时,可得到从基于一致性诊断到溯因诊断一系列不同的逻辑定义。

3.3 两种诊断方法的结合

RBD是基于人类专家经验的诊断。在故障诊断问题求解中,领域专家往往具有灵活而高效的求解复杂问题的能力。但由于任何领域知识的积累都有一个过程,不可避免地会有遗漏、偏差,其知识库是不完备的,因此RBD也是不完备的。但是,RBD的优点是简单、效率高,并且专家知识是人类专家长时间的经验积累,有其科学性与实用性,在实际应用中领域专家知识不可忽视。

MBD依赖于元件的功能和元件间的连接,可以在产品的设计阶段或生产阶段根据系统的组成元件和元件之间的连接建立起系统模型,然后依据模型研制计算机诊断系统。MBD具有设备独立性,它把系统的推理内核与系统模型分开,只要更换系统模型,就可以用于诊断另外一种设备^[1]。MBD在解决电子电器及软件设计等产品的故障诊断中有明显的优势及很高的实用价值,目前已经成为一个十分活跃的研究分支。

现代的电气、电子和机械系统频繁地升级、换型,使RBD没有积累经验的时间。此外,专家知识的不完全性使RBD有时找不到故障的原因。MBD在这些方面则有显著的技术优势,从某种意义上说,只要系统模型抽象得正确,就能够诊断所有可能的故障,且可以根据系统的组成元件和元件之间的连接对产生的故障给出令人信服的解释。

通俗地说,RBD类似于中医诊断,MBD类似于西医诊断。传统的中医诊断主要依赖于经验,而西医诊断主要依赖于人体解剖学原理,在诊断上要考虑人体各器官的功能及各个器官的连接^[7]。把这两种诊断技术结合起来,就能够建立一个如同人类专家那样,先进行经验诊断,再进行逻辑验证的智能系统。

4 复合系统的诊断系统

本节主要针对复合系统,讨论其故障诊断系统的诊断方法。

定义2^[9] 复合系统 $CS = \langle S_1, S_2, \dots, S_n, SD \rangle$, 其中 $S_i = \langle c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im} \rangle$, $i = 1, 2, \dots, n$, c_{ij} 为基元件, $j = 1, 2, \dots, S_m$. SD为系统描述,为一阶子句集合。

定义3 LM为学习机, $L(\text{learnt})$ 为学习结果,为产生式

规则。

定义4 RBD的知识库 $KB = \langle SR, ER, LR \rangle$, 其中

(1) $SR = \langle sr_1, sr_2, \dots, sr_{k_1} \rangle$, $SD \rightarrow SR$, 其中 sr_i 为从 SD 中获取的产生式规则, $i=1, 2, \dots, k_1$;

(2) $ER = \langle er_1, er_2, \dots, er_{k_2} \rangle$, er_i 为领域知识或专家经验知识, $i=1, 2, \dots, k_2$;

(3) $LR = \langle lr_1, lr_2, \dots, lr_{k_3} \rangle$, $lr_i \subseteq (L(learn))$, $i=1, 2, \dots, k_3$ 。

定义5 复合系统的诊断系统 DSCS 为 5 元组 $\langle CS, RBD, MBD, KB, LM \rangle$, 其中 CS 为复合系统, RBD 为基于规则的诊断, MBD 为基于模型的诊断, KB 为系统知识库, LM 为学习机。

4.1 DSCS 的体系结构

DSCS 的体系结构如图 1 所示。

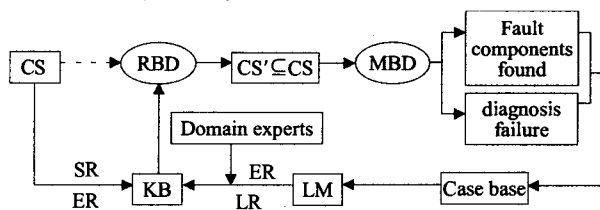


图1 DSCS 的体系结构

复合系统的诊断体系结构反映了其诊断过程,主要有下面几个过程:

(1)对整个复合系统 CS 的系统描述 SD 抽取 SR , 加上 ER , 执行 RBD 进行诊断, 得到含问题部件的子系统 $CS' \subset CS$ 。

(2)对问题部件 CS' , 用 MBD 进行诊断, 得到诊断结果; 或者诊断成功, 找到故障部件; 或者诊断失败, 找不到故障部件。

(3)对于诊断结果, 无论成功或失败, 都进入事例库。

(4)学习机对事例库进行学习, 得到规则 LR , 经领域专家干预, 结果送 KB , 为下一次诊断积累经验。事例库的建立与管理包括更新、删除等操作。学习机将采用基于事例的学习方法, 从事例库中学习, 得到的规则经过领域专家干预, 成为 KB 的新规则。

(5)如果诊断成功, 即找到故障元件, 诊断过程结束; 如果诊断失败, 则需进行下一次的诊断。

4.2 DSCS 的性能分析

4.2.1 一阶谓词公式与产生式规则的结合

从 DSCS 的体系结构可看到, RBD 是嵌入到 MBD 中的, 因为关于系统 CS 的系统描述 SD 是一个一阶谓词公式的集合, 而执行 RBD 需要进行关于产生式规则的推理。

产生式的 IF(如果)称为条件、前项或产生式的左边, 它说明应用这条规则必须满足的条件。THEN(那么)部分称为操作、结果、后项或产生式的右边。在产生式系统的执行过程中, 如果某条规则的条件满足了, 那么这条规则就可以应用。也就是说, 系统的控制部分可以执行规则的操作部分。产生式的两边可用谓词逻辑、符号和语言的形式, 或用很复杂的过程语句来表示, 这取决于所采用的数据结构类型, 在本文中均采用谓词逻辑的形式。另外, 这里所说的产生式规则和谓词逻辑中所讨论的产生式规则, 从形式上看都采用了 IF-THEN 的形式, 但这里所讨论的产生式更为通用。在谓词运算中的 IF-THEN 实质上表示了一种蕴含关系。也就是说, 一阶谓词公式要满足相应的真值表。这里所讨论的条件和操作部分虽然用谓词逻辑表示, 但并不受相应的真值表的限制, 因为产生式规则的获取可通过以下途径:

(1) SD 中的一阶公式。通过一阶公式获得的产生式规则 IF 前提 THEN 结论, 必须满足真值表。

(2)通过专家知识或经验知识。通过专家经验知识获得的产生式规则, 在满足经验知识的前提条件下, 可以不用满足真值表。

(3)通过机器学习机制。通过案例学习, 再加上领域专家的干预, 产生有用的产生式规则。

那么, 如何从 SD 的一阶逻辑语句中推导出一些产生式规则, 使之成为最初的诊断规则, 增加到 RBD 的知识库中, 成为知识库中的规则; 如何利用 RBD 中的规则得到初步的诊断结果, 即找到问题部件, 都是要解决的问题。我们也注意到, 传统的产生式专家系统中, 推理过程是基于规则的。当系统规模增大时, 可能会发生规则的组爆炸, 造成规则的矛盾、不完备和长时间的推理过程。但是, 任何一种对象的诊断, 其实都离不开领域知识和专家经验。充分利用知识的诊断, 对较大系统的诊断是有帮助的。

从 SD 的一阶谓词公式, 到 RBD 的产生式规则, 统一的领域约束形式化是我们下一步继续研究的工作。

4.2.2 减少冲突集

MBD 的过程包括 3 个主要的步骤, 即诊断的产生、诊断的测试和诊断的判别。Reiter 的诊断产生过程是采用冲突集的概念来计算诊断, 即根据系统描述和观察, 由定理证明器得到冲突集。但是, 我们知道随着系统元件数量的增加, 系统的所有子集数量是以指数级增长的^[1], 因此冲突集将非常大, 不利于后面诊断的测试。本文提出的诊断系统方法中, 由于在执行 MBD 之前, 先进行了 RBD , 使问题部件范围缩小, 从而减少了系统元件数量, 避免了系统全局模型的计算, 将大大地减少冲突集。

4.2.3 具有学习能力的诊断系统

DSCS 中的 RBD 需要知识库的支持, 而知识库中知识的获取是 RBD 的瓶颈问题。因此, 在此系统体系结构中, 我们引入了机器学习机制, 整个诊断过程同时也是个学习的过程, 使得规则更符合领域知识, 不断丰富系统的知识库, 以解决专家知识的获取问题, 在一定程度上克服了传统故障诊断专家系统存在的知识获取困难和诊断只能针对某一特定运行状态异常的缺点。

4.3 一个实例

在一个含有水泵和管线的供水系统中(如图 2)^[2], 有 4 种部件, 分别为水泵(pump) pm , 水管(pipe) p_1-p_6 , 阀门(valve) v_1 和 v_2 , T 型管(three-way-node) n_1 和 n_2 。

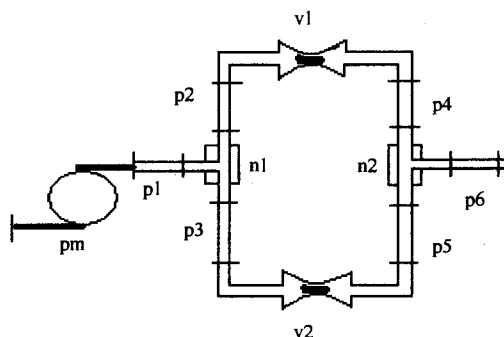


图2 供水系统部件图

假设每一个部件的正常行为用 OK 表示, F_k 为水流的一个常量值。部件 pump, pipe 和 valve 都有可能漏水, 用谓词 leak 表示。valve 有可能出现粘住不能打开或不能闭合的情况, 分别用谓词 stuckO 和 stuckC 表示。pump 的水流量可能

低也可能高,分别用谓词 loF 和 hiF 表示。各部件行为描述 如表 1。

表 1 供水系统各部件行为描述

Component	Type predicate	Behavioral modes
pump	$pump(x, [in, out])$	$in = out = F_K \Rightarrow ok(x)$ $in > out \Rightarrow leak(x)$ $in = out < F_K \Rightarrow LoF(x)$ $in = out > F_K \Rightarrow HiF(x)$
pipe	$pipe(x, [in, out])$	$in = out \Rightarrow ok(x)$ $in > out \Rightarrow leak(x)$
valve	$valve(x, [s, in, out])$	$[(s = closed \wedge in = out = 0) \vee (s = open \wedge in = out)] \Rightarrow ok(x)$ $in > out \Rightarrow leak(x)$ $(s = closed \wedge in = out > 0) \Rightarrow StuckO(x)$ $(s = open \wedge in = out = 0) \Rightarrow StuckC(x)$
Three-way node	$twoOut(x, [in, out_1, out_2])$ $twoIn(x, [in_1, in_2, out])$	$in = out_1 + out_2 \Rightarrow ok(x)$ $in_1 + in_2 = out \Rightarrow ok(x)$

如果仅采用 MBD, 则其诊断候选集为: $|CANDS(D, COMPS)| = 4 * 2^6 * 4^2 = 4096$ 。实际上, 在此系统中, 领域知识和经验知识告诉我们, 如果 pm 的水压过高, 首先会导致 p_1 漏水, 另外 T 型管坏是极小概率事件。因此, 如果采用 DSCS 的诊断方法, 诊断过程为:

Step 1: 依据领域专家知识, 从系统描述中推导出一些规则, 如:

$er_1: IF hiF(pm) THEN leak(p_1)$
 $er_2: IF fault(pm) OR fault(p_1) OR fault(p_2) OR fault(p_3) THEN ok(v_1) AND ok(v_2)$
 $er_3: \dots\dots$

Step 2: 结合 SR, 执行 RBD 后, 得到问题部件, 如图 3。

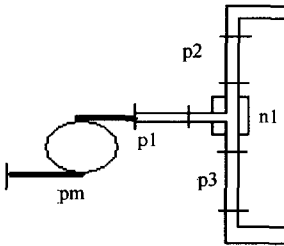


图 3 供水系统子系统部件图

Step 3: 这些问题部件构成的子系统 CS' , $CS' \subseteq CS$, $COMPS_i \subseteq COMPS$ 。对 CS' 进行 MBD, 此时的候选集为 $|CANDS(D, COMPS_i)| = 4 * 2^3 = 32$

显然比不经过 RBD, 直接进行 MBD 得到的候选集 4096 个减少了很多。

Step 4: 得到诊断结果(成功或失败), 然后把诊断结果放入诊断事例库。

Step 5: 如果诊断成功, 则诊断过程结束。如果诊断失败, 则需进行下一次的诊断。

结束语 本文针对复合系统讨论了诊断方法中的问题, 提出一种结合了基于规则和基于模型的诊断方法, 即先通过专家经验知识, 判定出主要问题部件, 缩小问题部件的范围, 然后重点对问题部件进行基于模型的诊断。对于一个复合系统, 由于元件、部件数量较大, 直接进行基于模型的诊断, 诊断效率一直是学者们研究讨论的问题。我们这里提出的方法, 是遵循人类专家在实际应用中的方法, 即在诊断的初期就能

较快地得到主要问题部件, 而不是大范围地搜索, 然后再利用基于模型的诊断, 并且引入了机器学习的机制, 使整个诊断系统具有自我改进的过程, 诊断效率将得到较大的提高。

实际上, 人类专家在对较大规模系统进行故障诊断时, 通常的诊断方法也是先凭直觉, 实际上就是凭领域经验知识, 大致判定出哪一部分可能有故障, 哪一部分是可以排除故障的, 然后再集中对问题部件通过仪器设备检测, 得到具体的故障元件。因此本文提出的诊断方法符合实际应用, 目的是在检测的初始阶段就能发现主要的故障部件, 再利用 MBD 的技术优势, 从而提高诊断的效率。

对于本文提出的复合系统诊断方法, 可以进一步讨论系统的机器学习算法及所获得的功能, 这是我们下一步的工作。

参考文献

- [1] 姜云飞, 欧阳丹彤. 关于基于模型的诊断. 世纪之交的知识工程与知识科学, 339-363
- [2] Chittaro L, Ranon R. Hierarchical model-based diagnosis based on structural abstraction. Artificial Intelligence, 2004, 155, 147-182
- [3] Autio K, Reiter R. Structural abstraction in model-based diagnosis // Proceedings of the Thirteenth European Conference on Artificial Intelligence (ECAI-98). Brighton, UK, Wiley, New York, 1998; 269-273
- [4] Chittaro L, Ranon R, Soldati A. Introducing deviations and multiple abstraction levels in the functional diagnosis of fluid transfer systems. Artificial Intelligence in Engineering, 1998 (12): 355-373
- [5] Portinale L, Magro D, Torasso P. Multi-modal diagnosis combining case-based and model-based reasoning a formal and experimental analysis. Artificial Intelligence, 2004, 158, 109-153
- [6] 张辉, 张浩, 等. 一种集成型智能系统在故障诊断中的应用. 信息与控制, 2003, 32(3)
- [7] Reiter R. A theory of diagnosis from first principles. Artificial Intelligence, 1987, 32(1): 57-96
- [8] Console L, Torasso P. A spectrum of logical definitions of model-based diagnosis. Computational Intelligence, 1991, 7(3): 133-141
- [9] WU Li-hua, JIANG Yun-fei. The intelligent fault diagnosis for composite systems based on machine learning // Proceedings of 2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Dalian, 2006