

基于模型诊断的研究进展^①

韩 旭^{②*} 史忠植* 林 芬^{**}

(* 中国科学院计算技术研究所智能信息处理重点实验室 北京 100190)

(** 中国科学院研究生院 北京 100049)

摘 要 通过对诊断对象模型、主要诊断方法和聚焦策略的分析和阐述,系统地总结和综述了近年来基于模型诊断的主要研究内容和方法,介绍和比较了 3 组诊断对象模型,即定性与定量模型、静态与动态模型、确定与概率模型,并针对近几年的研究热点,重点阐述了分布式系统和 2 类动态系统——时间驱动型系统和事件驱动型系统的相应诊断方法,同时分析了基于优先序的策略、基于删剪条件的策略、基于层次的策略和基于分治的策略这 4 类聚焦策略,最后对今后的主要研究方向进行了总结和展望。

关键词 基于模型诊断(MBD),反绎诊断,分布式诊断,离散事件系统,聚焦策略

0 引 言

基于模型诊断(model-based diagnosis, MBD)是人工智能领域的一个重要研究方向,它在物理设备与系统的故障检测,航天领域自治主体诊断与重配置,以及医疗诊断等方面都有着非常广泛的应用。其基本过程是通过为诊断对象(设备或系统)构建数学(逻辑)模型,在给定观测的情况下基于此模型进行诊断(推理),获得关于诊断对象构件状态(正常或故障)的相应解释,即诊断结果。它区别于传统专家系统中基于启发式规则的诊断过程,通过为诊断对象各构件的特征建模,记录了诊断对象的“深度知识”,使得诊断对象模型与诊断实现过程相互独立,从而降低了诊断方法对诊断对象的依赖性。

该领域早期的研究^[1]主要是针对集中式、静态系统的建模和诊断,已有的应用涉及许多重要的实际领域^[2]。而随着诊断对象范围的不断扩大,新型的对象特征又促使基于模型诊断进一步发展。特别是近年来分布式、动态系统等新型诊断对象的出现,对基于模型诊断的适应性、实时性及准确性提出了更高的要求。分布式环境下局部诊断的协调与合成、大规模动态系统的实时在线诊断等成为当前的重要研究课题。同时,由于诊断过程可能存在的复杂度较高的问题^[3-6],通常需要采用一定的聚焦策

略,通过缩小诊断搜索空间来降低诊断复杂度。

本文对基于模型诊断的研究现状进行了综述,介绍和比较了 3 组诊断对象模型,阐述和分析了几类诊断方法和聚焦策略,特别是已成为当前研究热点的分布式、动态系统的诊断方法,在此基础上对今后的主要研究方向进行了总结和展望。

1 诊断对象模型

诊断对象模型是对诊断对象(设备或系统)及其构件特征的描述。作为一种抽象的逻辑层模型,其描述的内容主要包括诊断对象的结构、功能、行为和效用。根据诊断对象的特点,模型可相应分为定性模型与定量模型,静态模型与动态模型,以及确定模型与概率模型。

1.1 定性模型与定量模型

根据诊断对象变量关系描述中相应值域的类型,可将诊断对象模型分为定性模型和定量模型。定性模型利用变量之间的定性关系来描述诊断对象,定量模型则利用实际值域之上的变量间的关系来描述诊断对象。

在构建定性模型时,诊断对象及其构件的行为一般由定性的方程或逻辑蕴含式来表示。在已有的定性推理^[7,8]系统中,变量值域为真实值派生的符号空间 $Q = \{-, 0, +\}$ 。若将变量取值表示为 $[x]$,

① 863 计划(2007AA01Z132),973 计划(2003CB317004,2007CB311004),国家自然科学基金(90604017,60775035,60435010)和国家科技支撑计划(2006BAC08B06)资助项目。

② 女,1984 年生,博士;研究方向:分布式人工智能,服务计算,故障诊断;联系人,E-mail: hanxu@ics.ict.ac.cn
(收稿日期:2008-06-02)

那么有

$$[x] = \begin{cases} -, & x < 0 \\ 0, & x = 0 \\ +, & x > 0 \end{cases}$$

假设对象系统中有两个相关变量 x 和 y , 则可通过诸如 $[x] = -[y]$ 这样的方程构建定性模型来描述系统相应特征。在随后有关定性模型的研究中, 通常设置偏移变量 Δq 来表示系统变量 q 实际值与期望值之差, 利用偏移变量之间的定性关系为系统建模。文献[9]进而为诊断对象描述引入模式变量 m , 以表示构件的正常或故障状态。模式变量 m 的值域为 $\{ok, ab_1, \dots, ab_n\}$, 其中 ok 表示构件的正常状态, ab_i 表示构件的第 i 个故障状态。如果诊断对象构件 C 的输入变量为 I , 输出变量为 O , 那么可用如 $C.m = ok \wedge C.\Delta I = 0 \rightarrow C.\Delta O = 0$ 这样的逻辑蕴涵式对构件 C 的行为特征进行描述。

与定性模型不同, 定量模型往往通过数学(如代数、微分)方程来描述系统变量之间的量化关系。例如, Gertler^[10]提出用对等方程为系统构建定量模型, 其中作为对等方程基本形式的输入输出方程如式: $G_C(z)u_C(t) + G_M(z)u_M(t) + G_D(z)u_D(t) - H(z)y(t) = 0$ 所示。这里 $u_C(t)$, $u_M(t)$ 和 $u_D(t)$ 分别表示受控、可测量和干扰输入向量, $y(t)$ 表示输出向量, $G_C(z)$, $G_M(z)$, $G_D(z)$ 和 $H(z)$ 分别表示相应的关于后向变换算子 z^{-1} 的多项式矩阵。其中输入和输出向量均为理想情况下取值。与定性模型类似, 该模型也引入了偏移向量来表示输入、输出向量的实际值与期望值之差, 所不同的是这里的偏移向量各分量是取实际差值, 而非定性符号。

1.2 静态模型与动态模型

根据诊断对象系统状态是否动态变化, 可将诊断对象模型分为静态模型和动态模型。静态模型对应系统状态静止不变的情况, 动态模型则对应系统状态随时间或事件的发生而动态变化的情况。

在静态模型的构建过程中, 当变量值是离散型时, 可用一组逻辑规则来描述系统行为, 而当变量值是连续型时, 则可用与时间无关的数学方程来描述系统行为。

动态模型主要描述对象系统的状态转移及相应参数值的变化情况。较典型的有 Lerner 等提出的动态贝叶斯网络(DBN)^[11], 它是针对动态系统构建的时态随机模型, 其中描述系统状态的连续变量和描述系统故障状态的离散变量作为网络中的结点, DBN 中的变量结点分为两类, 分别代表对应前一时

间片的变量和对应后一时间片的变量, 具有相同时间片的两个变量结点间的有向边对应变量间的静态数学关系, 而具有不同时间片的两个变量结点间的有向边对应变量间的时态关系, 结点之间的边具有条件概率值。对于仅由离散事件驱动的动态系统, 则通常用有限状态自动机来描述(2.3 节将进行详细阐述)。

1.3 确定模型与概率模型

根据诊断对象状态、行为的确定性, 可将诊断对象模型分为确定模型和概率模型。前者主要针对诊断对象具有确定性的状态、行为的情况, 后者则主要针对诊断对象状态、行为满足某种概率分布的情况。

确定模型主要针对具有确定性状态和行为的诊断对象, 通常利用确定的领域规则来描述诊断对象系统。

而概率模型则主要针对诊断对象具有非确定的状态、行为, 且相应假设和领域规则满足某种概率分布的情况。de Kleer 等^[1]将概率描述信息引入基于一致性诊断, 为故障诊断候选集赋予一定的先验概率, 并给出新加入观测数据情况下候选集概率的迭代计算公式。类似地, 概率因果模型^[12]将概率知识集成到因果网络模型中, 并给出了已知观测情况下解释的后验概率计算公式。另外, Poole 提出了概率 Horn 反绎描述框架及语言^[13], 为单个假设及领域规则赋予先验概率, 在已知观测数据的情况下求得解释的条件概率, 进而获得单个假设的条件概率。该描述语言相当于为 Prolog 的纯粹逻辑引入概率, 同时基于命题逻辑的该描述语言与离散贝叶斯网络等价(概率 Horn 语言是基于谓词逻辑的)。

2 主要 MBD 方法

早期的基于模型诊断(MBD)的研究主要针对集中式、静态系统, 而随着诊断对象范围的扩大, 出现了针对分布式和动态系统的诊断方法。集中式、静态系统诊断方法主要研究单个静态逻辑模型之上的推理问题; 分布式诊断方法重点研究各个子系统局部诊断之间的协调与合成; 动态系统诊断方法则研究如何高效地匹配系统行为模型与观测序列。

2.1 集中式、静态系统 MBD 方法

传统诊断方法主要研究集中式、静态系统的单个逻辑模型之上的推理问题, 大致可分为两类: 基于演绎推理的诊断方法和基于反绎推理的诊断方法。

(1) 基于演绎推理的 MBD 方法

基于演绎推理的诊断方法与基于一致性诊断定义相对应,主要是用逻辑语言为诊断对象的正常行为建模,即领域知识,然后对作为诊断结果的各构件状态提出假设,在假设基础上利用演绎推理得到基于假设的观测,如果其与实际观测不一致,即说明该假设不成立,最后将获得的最小异常构件集作为诊断结果。已有系统的典型代表是由基于假设的真值维护系统 ATMS^[14]构成的推理系统。该推理系统中的问题求解子系统,包含由一阶语言描述的领域知识及相应推理规则,它在执行常规推理过程中将每步证明和假设传递给 ATMS。ATMS 则将一阶语句视为原子命题转而执行命题语言之上的推理,它通过引入假设标签,对假设集合进行操作,实现对多个假设的并行探测,并将当前假设及相关数据的可信状态返回给问题求解子系统。该推理系统在后来的许多诊断过程中都有应用。随后, de Kleer 和 Williams 实现了基于一致性诊断系统——通用诊断引擎 GDE^[1], GDE 根据系统模型、假设和观测之间存在的 inconsistency 得到极小冲突集,然后找出与每个冲突集存在交集的最小诊断候选集,进而获得可能的多故障诊断结果,其中采用了 ATMS 的相关特征来提高效率。作为对此类方法的扩展,赵相福和欧阳丹彤提出了分别基于 SE-tree 和 ISE-tree 的生成所有极小冲突集的 CSSE-tree 和 CSISE-tree 方法^[15]。

(2) 基于反绎推理的 MBD 方法

基于反绎推理的诊断方法与反绎诊断定义相对应,通常是用逻辑语言、贝叶斯网络、因果网络等为诊断对象系统建模,通过反绎推理或在网络中从对应观测的结点出发进行回溯、搜索,从而获得诊断结果。

Poole 提出了概率 Horn 反绎框架^[13],用 Horn 子句描述诊断对象系统,即将领域知识表示为一组逻辑规则,为不相交假设赋予先验概率,对于已知观测的诊断可以用观测与假设的条件概率来表示。基于命题逻辑的规则可转换为相应的离散贝叶斯网络,条件概率的求解过程是首先从观测结点出发在网络中回溯,得到所有可能的假设并求得其概率之和,然后从这些可能的假设出发在网络中向前搜索,找到其中使得待求解的原子性假设成立的假设并求得其概率之和,后者与前者的比值即为所求的条件概率。

Peng 和 Reggia 提出了针对诊断问题的概率因果模型^[12],它将符号因果知识和数值概率知识集成到因果网络中表示待求解的诊断问题。该网络由两层构成,分别对应无序集和表象集,具体诊断过程

是:当给定一组实际表象,采用最佳优先的启发式搜索算法来构造相对可能性最大的无序集,其中相对可能性的值是由所提出的后验概率公式计算得出。

文献[16]为基本反绎框架引入时态约束,通过系统时态模型之上反绎推理与时态推理的交替执行,删除在解释集构建过程中不满足时态约束的候选解释。同时给出了全局传播和局部传播算法,其中全局传播算法是根据反绎推理过程中新产生的候选解释的时态约束,对已获得的部分解释集进行检查,如果出现不一致则将相应候选解释删掉,局部传播算法则是根据相关约束集的特性以及时态因果图的拓扑结构,在反绎过程每一步仅对解释公式中的事件进行局部传播,进行增量式一致性检查,保证删剪能力的同时可有效降低全局传播算法的额外开销。

2.2 分布式 MBD 方法

分布式 MBD 方法主要是针对大规模、分布式系统诊断而提出的,其基本过程是:先由子系统或构件进行局部诊断,然后对局部诊断结果进行协调与合成,从而得到全局诊断结果,其中诊断的协调与合成过程是研究重点。

对于诊断对象的子系统(构件)描述和全局连接已知情况,文献[17]提出了一种针对分布、嵌入式系统的诊断框架,在该框架中将分布式系统描述为 $\Phi_{\text{dist}} = \{\Phi_1, \dots, \Phi_m\}$, 其中 $\Phi_i (1 \leq i \leq m)$ 表示子系统描述,包括变量集以及表示变量关系的命题语句集和因果图。在执行诊断合成算法之前先要完成以下三步预处理:第一步,根据分布式系统描述 Φ_{dist} , 将该系统全局连接情况表示为对应有向树(非树型结构可进而转化为树型结构)的分解图 $G_\chi = G(\chi, \epsilon, \xi)$, 这里 $\chi = \{X_1, \dots, X_m\}$ 为结点集,其中 $X_i (1 \leq i \leq m)$ 表示子系统描述 Φ_i 对应的变量集, ϵ 为有向边集,表示变量集之间存在的因果关系(如起点集的某输出变量为终点集的输入变量), $\xi = \{\xi_{ij} \mid \xi_{ij} = X_i \cap X_j \wedge X_i \cap X_j \neq \emptyset\}$ 为有向边标签集,表示相连两结点集的交集;第二步,将分解图 G_χ 进而转换为族图 $G_\gamma = \{\gamma, \epsilon', \xi'\}$, 其中结点集为 $\gamma = \{Y_1, \dots, Y_n\}$, 这里各结点对应分解图 G_χ 中各结点与其子结点合并构成的族,有向边集 ϵ' 和相应标签集 ξ' 的定义与上面类似;第三步,为族图 G_γ 中各结点(族) $Y_k (1 \leq k \leq n)$ 构建族表,表中包含该族范围内对应各个观测的全局诊断及其权值。在上述预处理基础之上的诊断合成算法过程如下:给定观测 θ , 对应描述 Φ_i 的子系统通过局部诊断获得诊

断结果 $D^{\Phi_i}(\theta)$ 和相应权值 $\kappa(D^{\Phi_i}(\theta))$; 其次将分解图中所有结点的已处理标记置为 0; 然后按照下标递减的顺序逐个对分解图中结点的诊断结果进行合成, 即对当前未处理的结点 X_j , 查询族表得到以该结点为根的族 $Y(X_j)$ 对应的诊断 $D^{\Phi_Y}(\theta)$ 及权值 $\kappa(D^{\Phi_Y}(\theta))$, 如果 $\kappa(D^{\Phi_Y}(\theta))$ 的值小于 $Y(X_j)$ 中所有结点的局部诊断权值之和, 则将 $D^{\Phi_Y}(\theta)$ 作为诊断结果, 修改相关局部诊断, 将 $D^{\Phi_Y}(\theta)$ 作为消息传递出去, 并把 $Y(X_j)$ 中结点的已处理标记置为 1。该算法能保证获得可靠、完备且最简的全局诊断结果。

文献[18]和[19]分别给出了大规模离散事件系统的分布式诊断方法和框架。其中对象系统描述按照聚合度从高到低分为系统层、子系统层(又可细分为多层)和构件层。诊断过程为: 首先在构件层根据每个构件的有限状态自动机模型及相应观测进行局部诊断, 得到解释局部观测的一组路径, 然后将相关构件的局部解释路径逐层聚合, 最终获得整个系统的诊断解释。其中的聚合过程是对满足一定条件的变迁及相应状态的合并操作, 它可以确定哪些局部解释路径之间的消息传递是可能的。在分布式诊断框架基础上, Cordier 和 Grastien 指出全局诊断可以安全、高效地由状态无关、同时变迁无关的子系统诊断表示^[20]。

而对于全局连接未知并且系统结构实时变化的情况, Console 等^[9]则提出了一种包含全局管理者和局部诊断者的分布式诊断框架, 其中局部诊断者 $\{LD_1, \dots, LD_n\}$ 对子系统出现的异常观测进行诊断, 并将作为解释的局部变量赋值 α 发送给全局管理者, 全局管理者用 H 表示当前的一组局部诊断赋值, 并为单个赋值 α 包含的变量 $x \in \text{Dom}(\alpha)$ 设置相应的修改标记 $\text{mdf}(\alpha(x))$, 它通过 EXTEND 接口操作调用局部诊断者完成诊断的合成。诊断合成算法循环执行以下步骤: 第一步, 当存在满足约束条件的赋值 α 时, 选择下一个要调用的局部诊断者 LD_i , 否则循环结束; 第二步, 以 H 中的赋值作为输入, 通过 EXTEND 操作调用 LD_i 进行局部诊断; 第三步, 对于每个赋值 α , 根据返回的局部诊断集 $E_\alpha = \{\gamma_1, \dots, \gamma_k\}$, 将 α 分别与各个诊断合并得到 $\{\beta_1, \dots, \beta_k\}$ 实现 H 的更新; 第四步, 为更新后的每个赋值 β_j 设置相应的修改标记, 对于 $\text{Dom}(\beta_j)$ 中的变量 x , 当 $x \notin \text{Dom}(\alpha)$ 时将 $\text{mdf}(\beta_j(x))$ 置为 1, 当 x 属于 LD_i 对应的子系统时, 将其置为 0, 其它情况保持更新前的值不变。

此外, Kalech 等^[21]则针对多机器人系统中由传感器故障引发的协调故障, 使用并发和互斥原语来描述协调约束, 并根据对结果集最小性和完备性的不同要求, 给出了 4 种基于分布式约束满足问题算法的分布式诊断算法。

2.3 动态系统 MBD 方法

当诊断对象是时间驱动型动态系统时, 一般用包含时间变量的数学方程来描述系统状态的变化及变量间的关系, 而当诊断对象是事件驱动型动态系统时, 则通常用有限状态自动机来描述系统行为。

(1) 时间驱动型动态系统 MBD 方法

时间驱动型动态系统是指系统状态随时间连续变化的一类动态系统。在系统与控制领域, 通常用一组方程来描述系统的正常行为, 其中包括状态方程即含有输入和时间变量的关于状态的微分方程, 以及表示输出与状态、输入和时间变量之间关系的代数方程。其上的诊断主要是判断某时间点的输入和输出值是否满足给定关系, 若不满足则表明相应的系统(构件)发生了故障。为了同时描述该类系统的故障行为, Lerner 等提出动态贝叶斯网络^[11], 给出了基于观测迹象估计最可能故障的前向跟踪方法及公式, 并针对其中一些故障存在延迟的情况, 给出了根据未来观测迹象删剪故障集的后向消除过程。

(2) 事件驱动型动态系统 MBD 方法

事件驱动型动态系统是指系统状态变化由离散事件触发的动态系统, 又称离散事件系统^[22]。其上的诊断主要是通过将系统自动机模型与观测序列进行比较实现的。Baroni 等^[18]将大规模离散事件系统描述为不同的聚合度层次, 提出利用主动空间表示诊断解释, 其中主动空间是在有限状态自动机基础上对状态加以扩展, 具体包括对应于系统中各构件的状态、从初始到当前状态的所有观测和子系统各连接的事件序列三部分。其诊断过程如下: 首先, 根据构件行为模型及观测得到相应的主动空间作为构件层诊断解释, 然后利用重构操作实现诊断解释从低层到高层的聚合, 最后, 在作为全局诊断解释的主动空间中, 确定包含故障变迁的路径并找出故障构件及事件。类似地, 在 Pencol   和 Cordier 提出的大规模离散事件系统分布式诊断框架^[19]中, 系统也按聚合度分为多层, 最底层是一组对应各构件的通信自动机模型。其诊断步骤为: 首先利用联合操作判断构件模型中各条路径的可能观测序列与已知观测序列的相容性, 找到存在联合集的路径作为局部诊断解释, 然后利用同步操作对局部诊断解释逐层合

并,最终获得全局诊断解释。图1给出了存在通信关系的两个子系统对应的通信自动机模型示例,有向边上的标签表示状态变迁对应的接收事件与发送事件集,其中接收事件包括外部事件和通信事件,发送事件包括观测事件和通信事件。Grastien等^[23]提出了对观测自动机进行分片,引入了自动机链(automata chain)的概念,并提出了一种利用自动机链的增量式诊断方法。Garatti等^[24]针对离散事件系统中连接故障诊断提出了一种预测图构建方法。Schumann等^[25]将一组具有不同推理和离线编译计算量的诊断方法放入统一的符号化的框架中,从而满足不同离散事件系统对诊断时间和空间的不同要求。文献[26]给出了将离散事件系统诊断问题转换为SAT问题的方法,进而使用已有的求解SAT问题的算法来实现诊断。Martin等^[27]则就概率并行约束自动机(PCCA)诊断过程中的状态估计问题,提出了最佳优先信念状态枚举(BFBSE)技术,并证明了该技术可大大提高状态估计的准确度和效率。

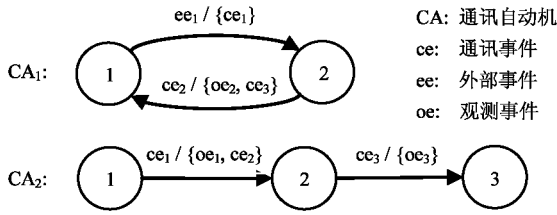


图1 通信自动机模型示例

另外,针对同时具有连续和离散特征的混合型动态系统,Narasimhan和Biswas提出了混合联结图^[28]的概念,在连续型系统模型之上加入有限状态自动机来描述子系统间联结状态的离散型变化,并给出了根据系统当前模式实时生成描述模型的在线诊断方案。

3 诊断聚焦策略

由于当模型的规模较大时,诊断的计算复杂度通常很高,而且有时难以在众多候选结果中准确定位故障,因此如何缩小诊断搜索空间,即采用何种策略在搜索空间中聚焦诊断结果,成为了另一个重要研究问题。下面分别对基于优先序、基于删剪条件、基于层次和基于分治的聚焦策略进行阐述和分析。

3.1 基于优先序的聚焦策略

de Kleer^[1]提出了基于优先序的聚焦策略,即利

用基于经验的先验概率计算出元件的故障概率,找出最可能发生故障的元件,从而实现诊断结果的聚焦。该聚焦策略被应用于增量式的基于一致性诊断,每次仅生成一个候选项,在生成候选项的过程中按照聚焦策略计算故障概率,选出最可能故障元件,与不使用聚焦策略的情况相比大大提高了诊断效率。

3.2 基于删剪条件的聚焦策略

Console等^[29]提出了用于反绎诊断的基于删剪条件的聚焦策略,其中删剪条件是通过领域知识进行离线编译获得的,包括必要条件和充分条件。在此将反绎诊断问题表示为 $AP = \langle T, C, \langle \Psi^+, \Psi^- \rangle \rangle$, 这里 T 是系统行为模型, C 是表示上下文的原子集合, Ψ^+ 是观测集 Φ 的子集(由诊断类型确定), $\Psi^- = \{ \neg m(x) \mid m(y) \in \Phi, x \text{ 为变量 } m \text{ 的非 } y \text{ 取值} \}$ 。系统状态原子 $S(a)$ 的必要条件 $NC_{S(a)}$ 满足:对于任何解释 E ,如果 $T \cup C \cup E \vdash S(a)$,那么 $T \cup C \cup E \vdash NC_{S(a)}$; $S(a)$ 的充分条件 $SC_{S(a)}$ 满足:对于任何解释 E ,如果 $T \cup C \cup E \vdash SC_{S(a)}$,那么 $T \cup C \cup E \vdash S(a)$ 。该策略的基本思想是:在从系统模型因果图的观测结点出发进行回溯的过程中,对于作为可能解释的状态原子 $S(a)$,一方面如果 $NC_{S(a)}$ 与 Ψ^- 存在不一致,则删剪相应分枝,另一方面如果 $SC_{S(a)} \cap \Psi^+ \neq \emptyset$,则将 $S(a)$ 以外的可能解释视为冗余,并删剪相应分枝。通过以上两步删剪,缩小了反绎诊断搜索空间,而且删剪条件可保证结果集的完备性,即在获得相同诊断解释的同时可有效节省计算时间。

3.3 基于层次的聚焦策略

Mozetic^[1]最早提出分层聚焦策略,利用分层的模型与观测对系统进行描述,即将诊断问题表示为 $H = \{ (SD_i, OBS_i, COMPS_i) \}_m, i = 0, \dots, m-1$, 其中 $(SD_i, OBS_i, COMPS_i)$ 代表第 i 层的诊断问题,相应地第 $i+1$ 层是对第 i 层的抽象。并引入抽象、验证和细化算子,首先使用抽象算子得到当前观测的最高抽象层次 t ,然后利用验证和细化算子从 t 层开始自顶向下分层诊断,对于当前层次 l ,验证由 $l+1$ 层得到的诊断候选集以及不存在 $l+1$ 层抽象的 l 层构件的诊断候选集,之后合并验证过的候选集并将诊断结果细化到 $l-1$ 层。该聚焦策略可以大大缩小诊断搜索空间,降低时间复杂度。

Chittaro和Ranon^[30,31]改进了Mozetic的分层聚焦策略,引入结构树(structural tree)的概念,给出了在基于观测的最高抽象层次上进一步构造抽象层次

的算法。具体的改进是:根据系统层次描述 H 构建结构树 $ST(H)$,在原算法确定最高抽象层次过程之后加入重构造过程(rearrange),该过程从 t 层开始对 $ST(H)$ 中的当前层 l (初值为 t) 结点进行检查,如果某结点 n 与其父结点 f 满足 $sons(f) \subseteq COMPS_l \wedge (\bigcup_{s \in sons(f)} obs_s) = obs_f$, 那么就在当前层之上构造 $l+1$ 层,使得 $COMPS_{l+1} = (COMPS_l - sons(f)) \cup \{f\}$, 然后将 $l+1$ 层作为当前层继续构造过程,直到当前层不存在满足条件的结点为止。基于重构造的抽象层次,继而执行的分层诊断的搜索空间将进一步减小。

3.4 基于分治的聚焦策略

由于当诊断对象系统规模很大时,在全球模型之上进行诊断的计算复杂度通常很高,对此一些研究者提出了分而治之的聚焦策略,即先将诊断问题分解,然后再对求得的各诊断结果进行合并^[18, 19]。其基本思想是:将大规模的对象系统分解为规模较小的子系统,各子系统又可进而分解为规模更小的子系统,最底层子系统直接分解为各个构件,上层系统模型由其下层所有子系统(或构件)模型的集合来表示。首先在规模很小的各构件层模型之上进行局部诊断,得到可能的故障路径,然后根据同步条件合并局部故障路径,从而得到上层子系统的诊断结果,对此过程进行递归,直到最终获得整个系统的全局诊断结果。该聚焦策略在很大程度上缩小了大规模对象系统的诊断搜索空间,使得高效的实时在线诊断成为可能。

另外,李占山等^[32]提出利用系统观测值和参量假定例化值对诊断问题进行分解,并给出了相应的分解条件和算法。张学农等^[33]则针对诊断问题分解作了进一步研究,提出了利用分步求解方法实现诊断分解的算法。

4 结论与展望

综上所述,近年来随着如分布式、动态系统等新型诊断对象的出现,该领域的研究者对提高诊断的适应性、实时性及准确性进行了大量的研究,并取得了重要的进展。纵观其发展现状,今后的研究方向主要有以下几方面:

(1) 与多主体技术结合的分布式诊断。分布式系统的结构往往具有动态性特征,其中子系统(构件)可能随时加入、退出或被替换,连接也可能会改变,在这种动态环境下对局部诊断进行协调是重要

的研究问题。由于作为分布式人工智能主要研究内容的多主体具有较高的自主性、适应性等特征,而且当前已有如 MAGE^[34]这样的多主体环境及工具,因此将分布式系统诊断与多主体技术结合是未来的一种研究趋势。

(2) 动态系统的实时诊断。由于动态系统中各构件状态是动态变化的,其中部分故障是间歇、暂时性的,因而对该类系统的诊断往往具有较高的实时性要求。这就需提高诊断的效率,但是当系统模型比较复杂或观测序列数据量很大时,会增加计算的时间复杂度,对此仅选择部分模型或观测数据进行实时在线诊断是可能的解决思路,而如何进行选择以确保诊断的准确性是值得研究的问题。

(3) 分布式软件系统的建模与诊断。在基于模型诊断技术的已有应用中,诊断主要针对物理设备与系统,如电气设备、通信网络等,而在软件领域,尤其是分布式软件系统的故障诊断方面,应用则相对较少。因而根据分布式软件系统特征进行建模和在线诊断将是一个重要的研究问题。

(4) 诊断与聚焦的权衡。聚焦策略的采用是为了缩小诊断搜索空间,降低诊断的计算复杂度,但由于聚焦过程本身可能会引入额外的计算量,所以在诊断过程中需要综合考虑两者的复杂度和开销。诊断与聚焦的权衡是一个有待深入研究的问题。

(5) 诊断测试标准及测试模型生成。已有的研究主要集中在如何实现诊断,而关于诊断的评价则涉及较少。此方面研究尚处于起步阶段,如不同诊断对象类型测试标准的确定,以及具有真实世界对象特征的基准模型的生成^[35]等问题仍有待深入探究。完善的测试标准与模型对诊断方法的评价将具有重要意义。

参考文献

- [1] Hamscher W, Console L, de Kleer J. Readings in Model-based Diagnosis. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1992
- [2] Console L, Dressier O. Model-based diagnosis in the real world: lessons learned and challenges remaining. In: Proceedings of the 16th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-99). Sweden: Morgan Kaufmann, 1999. 1393-1400
- [3] del Val A. On some tractable classes in deduction and abduction. *Artificial Intelligence*, 2000, 116(1-2): 297-313
- [4] del Val A. The complexity of restricted consequence finding and abduction. In: Proceedings of the 17th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-00). USA: AAAI

- Press/The MIT Press, 2000. 337-342
- [5] North G, Zanuttini B. Propositional abduction is almost always hard. In: Proceedings of the 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-05). UK: Professional Book Center, 2005. 534-539
 - [6] Eiter T, Makino K. On computing all abductive explanations from a propositional Horn theory. *Journal of the ACM*, 2007, 54(5): article 24, 1-54
 - [7] Struss P. Model-based and qualitative reasoning: an introduction. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 1997, 19(3-4): 355-381
 - [8] 史忠植. 高级人工智能. 第2版. 北京: 科学出版社, 2006. 106-122
 - [9] Console L, Picardi C, Theseider Dupré D. A framework for decentralized qualitative model-based diagnosis. In: Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-07). India: AAAI Press, 2007. 286-291
 - [10] Gertler J J, Anderson K C. An evidential reasoning extension to quantitative model-based failure diagnosis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1992, 22(2): 275-288
 - [11] Lerner U, Parr R, Koller D, et al. Bayesian fault detection and diagnosis in dynamic systems. In: Proceedings of the 17th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-00). USA: AAAI Press/The MIT Press, 2000. 531-537
 - [12] Peng Y, Reggia J. Abductive Inference Models for Diagnostic Problem Solving. New York: Springer-Verlag, 1990
 - [13] Poole D. Probabilistic Horn abduction and Bayesian networks. *Artificial Intelligence*, 1993, 64(1): 81-129
 - [14] de Kleer J. An assumption-based TMS. *Artificial Intelligence*, 1986, 28(2): 127-162
 - [15] 赵相福, 欧阳丹彤. 基于模型的诊断中产生所有极小冲突集的新方法. 吉林大学学报: 工学版, 2007, 37(2): 413-418
 - [16] Console L, Terenziani P, Theseider Dupré D. Local reasoning and knowledge compilation for efficient temporal abduction. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2002, 14(6): 1230-1248
 - [17] Provan G. A model-based diagnostic framework for distributed systems. In: Proceedings of the 13th International Workshop on the Principles of Diagnosis (DX-02), Semmering, Austria, 2002. 16-25
 - [18] Baroni P, Lamperti G, Pogliano P, et al. Diagnosis of a class of distributed discrete-event systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, 2000, 30(6): 731-752
 - [19] Pencolé Y, Cordier M O. A formal framework for the decentralised diagnosis of large scale discrete event systems and its application to telecommunication networks. *Artificial Intelligence*, 2005, 164(1-2): 121-170
 - [20] Cordier M O, Grastien A. Exploiting independence in a decentralised and incremental approach of diagnosis. In: Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-07). India: AAAI Press, 2007. 292-297
 - [21] Kalech M, Kaminka G A, Meisels A, et al. Diagnosis of multi-robot coordination failures using distributed CSP algorithms. In: Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-06). USA: AAAI Press, 2006. 970-975
 - [22] Cassandras C G, Lafortune S. Introduction to Discrete Event Systems. New York: Springer-Verlag, 2006
 - [23] Grastien A, Cordier M O, Largouët C. Incremental diagnosis of discrete-event systems. In: Proceedings of the 16th International Workshop on the Principles of Diagnosis (DX-05), Pacific Grove, California, USA, 2005. 119-124
 - [24] Garatti R, Lamperti G, Zanella M. Diagnosis of discrete-event systems with model-based prospection knowledge. In: Proceedings of the 15th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI-02). France: IOS Press, 2002. 427-431
 - [25] Schumann A, Pencolé Y, Thiébaux S. A spectrum of symbolic on-line diagnosis approaches. In: Proceedings of the 22nd National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-07). Canada: AAAI Press, 2007. 335-340
 - [26] Grastien A, Anbulagan, Rintanen J, et al. Diagnosis of discrete-event systems using satisfiability algorithms. In: Proceedings of the 22nd National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-07). Canada: AAAI Press, 2007. 305-310
 - [27] Martin O B, Williams B C, Ingham M D. Diagnosis as approximate belief state enumeration for probabilistic concurrent constraint automata. In: Proceedings of the 20th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-05). USA: AAAI Press/The MIT Press, 2005. 321-326
 - [28] Narasimhan S, Biswas G. Model-based diagnosis of hybrid systems. In: Proceedings of the 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-03). Mexico: Morgan Kaufmann, 2003. 376-381
 - [29] Console L, Portinale L, Theseider Dupré D. Using compiled knowledge to guide and focus abductive diagnosis. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 1996, 8(5): 690-706
 - [30] Chittaro L, Ranon R. Hierarchical model-based diagnosis based on structural abstraction. *Artificial Intelligence*, 2004, 155(1-2): 147-182
 - [31] Chittaro L, Ranon R. Hierarchical diagnosis guided by obser-

- vations. In: Proceedings of the 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-01). USA: Morgan Kaufmann, 2001. 573-578
- [32] 李占山, 姜云飞, 王涛. 基于模型的诊断问题分解及其算法. 计算机学报, 2003, 26(9): 1171-1176
- [33] 张学农, 姜云飞, 陈蔼祥等. 基于模型诊断的分步求解. 软件学报, 2008, 19(3): 584-593
- [34] Shi Z, Zhang H, Cheng Y, et al. MAGE: an agent-oriented programming environment. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Cognitive Informatics (ICCI-04). Canada: IEEE Computer Society, 2004. 250-257
- [35] Provan G, Wang J. Automated benchmark model generators for model-based diagnostic inference. In: Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-07). India: AAAI Press, 2007. 513-518

Research advances in model-based diagnosis

Han Xu^{* **}, Shi Zhongzhi^{*}, Lin Fen^{* **}

(^{*} The Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Institute of Computing Technology,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

(^{**} Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract

This paper systematically surveys the research advances in model-based diagnosis by introducing diagnosed object models, principal diagnosis methods, and focusing strategies. Three pair of diagnosed object models, namely qualitative and quantitative models, static and dynamic models, and determinate and probabilistic models, are compared respectively. To highlight the research focuses in recent years, the diagnosis methods of decentralized systems and two kinds of dynamic systems—time-driven and event-driven systems, are mainly discussed. Four focusing strategies, namely priority-based, pruning-condition-based, hierarchy-based, and divide-and-conquer-based strategies, are also analyzed. Finally, the future research directions of this area are presented.

Key words: model-based diagnosis (MBD), abductive diagnosis, decentralized diagnosis, discrete-event system, focusing strategy