

故障诊断理论方法综述

故障诊断的主要任务有：故障检测、故障类型判断、故障定位及故障恢复等。其中：故障检测是指与系统建立连接后，周期性地向下位机发送检测信号，通过接收的响应数据帧，判断系统是否产生故障；故障类型判断就是系统在检测出故障之后，通过分析原因，判断出系统故障的类型；故障定位是在前两部的基础之上，细化故障种类，诊断出系统具体故障部位和故障原因，为故障恢复做准备；故障恢复是整个故障诊断过程中最后也是最重要的一个环节，需要根据故障原因，采取不同的措施，对系统故障进行恢复。

一、基于解析模型的方法

基于解析模型的故障诊断方法主要是通过构造观测器估计系统输出，然后将它与输出的测量值作比较从中取得故障信息。它还可进一步分为基于状态估计的方法和基于参数估计的方法，前者从真实系统的输出与状态观测器或者卡尔曼滤波器的输出比较形成残差，然后从残差中提取故障特征进而实行故障诊断；后者由机理分析确定系统的模型参数和物理元器件之间的关系方程，由实时辨识求得系统的实际模型参数，然后求解实际的物理元器件参数，与标称值比较而确定系统是否发生故障及故障的程度。基于解析模型的故障诊断方法都要求建立系统精确的数学模型，但随着现代设备的不断大型化、复杂化和非线性化，往往很难或者无法建立系统精确的数学模型，从而大大限制了基于解析模型的故障诊断方法的推广和应用。

二、基于信号处理的方法

当可以得到被控制对象的输入输出信号，但很难建立被控对象的解析数学模型时，可采用基于信号处理的方法。基于信号处理的方法是一种传统的故障诊断技术，通常利用信号模型，如相关函数、频谱、自回归滑动平均、小波变换等，直接分析可测信号，提取诸如方差、幅值、频率等特征值，识别和评价机械设备所处的状态。基于信号处理的方法又分为基于可测值或其变化趋势值检查的方法和基于可测信号处理的故障诊断方法等。基于可测值或其变化趋势值检查的方法根据系统的直接可测的输入输出信号及其变化趋势来进行故障诊断，当系统的输入输出信号或者变化超出允许的范围时，即认为系统发生了故障，根据异常的信号来判定故障的性质和发生的部位。基于可测信号处理的故障诊断方法利用系统的输出信号状态与一定故障源之间的相关性来判定和定位故障，具体有频谱分析方法等。

三、基于知识的方法

在解决实际的故障诊断问题时，经验丰富的专家进行故障诊断并不都是采用严格的数学算法从一串串计算结果中来查找问题。对于一个结构复杂的系统，当其运行过程发生故障时，人们容易获得的往往是一些涉及故障征兆的描述性知识以及各故障源与故障征兆之间关联性的知识。尽管这些知识大多是定性的而非定量的，但对准确分析故障能起到重要的作用。经验丰富的专家就是使用长期积累起来的这类经验知识，快速直接实现对系统故障的诊断。利用知识，通过符号推理的方法进行故障诊断，这是故障诊断技术的又一个分支——基于知识的故障诊断。基于知识的故障诊断是目前研究和应用的热点，国内外学者提出了很多方法。由于领域专家在基于知识的故障诊断中扮演重要角色，因此基于知识的故障诊断系统又称为故障诊断专家系统。如图 1.1

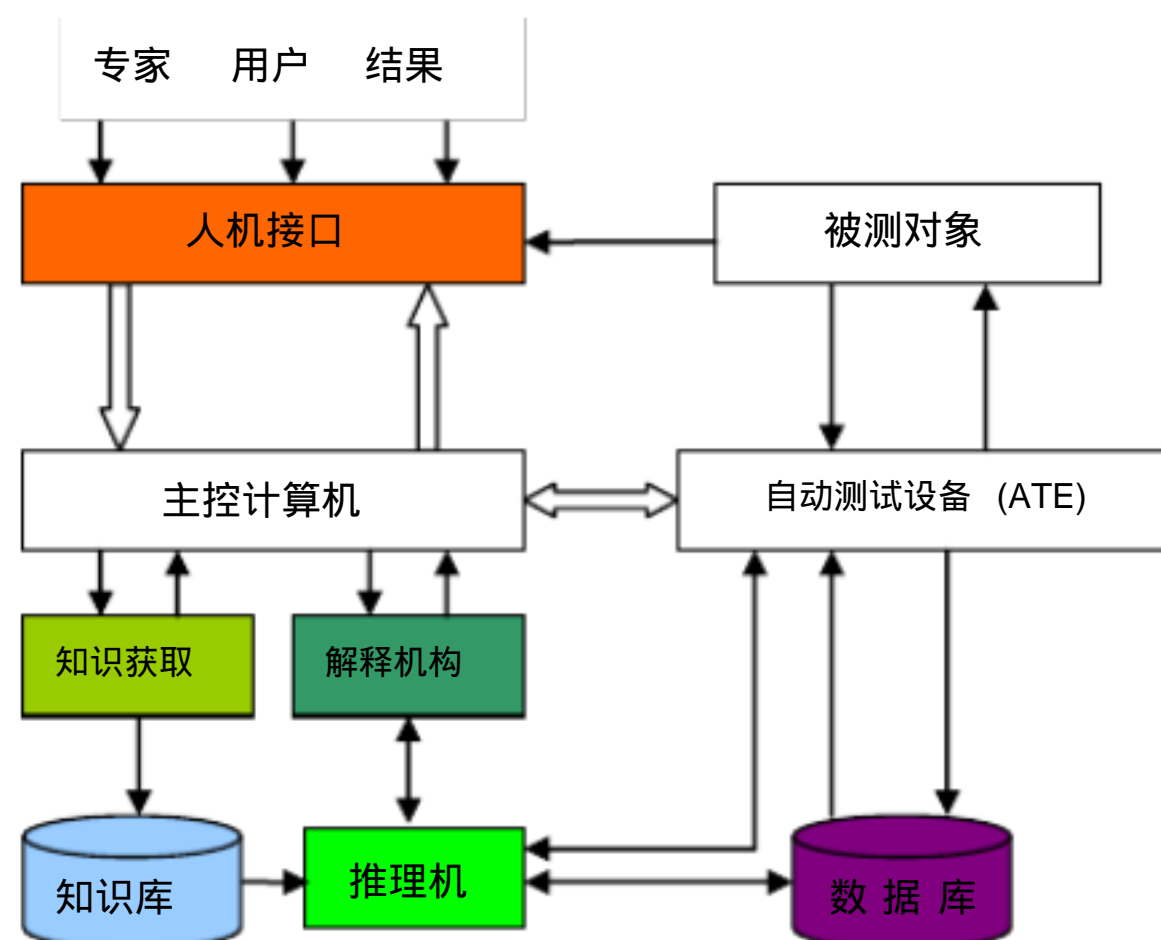


图 1

1. 基于规则的故障诊断专家系统

基于规则的诊断方法是根据以往专家诊断的经验，将其归纳成规则，通过启发式经验知识进行故障诊断的计算机软件系统。产生式规则的专家系统是其主要形式。产生式规则的基本形式为：if(条件),then(结论)。基于产生式规则的专家系统允许用户向系统知识库中输入大量上述类型的规则，并制定规则的解释方式，按照一定步骤进行推理获得诊断结论。产生式规则推理使得用户不用直接面对实际系统的复杂组成结构和解析模型等，而关注于规则的制定。另外还有着模块性良好，扩充修改和理解方便等优点。理论上，只要规则能制定得足够细致、足够准确，产生式规则推理能实现高精度的故障定位。尽管基于规则的诊断专家系统获得了一定的成功，但由于该方法属于反演推理，因而不是一种确保唯一性的推理形式，存在着知识获取困难、知识台阶窄以及控制策略不灵活等缺点。对大型规则库来说，容易产生规则匹配冲突、组合爆炸等问题，而且系统缺乏自学习能力，不适用于复杂系统或经验不足系统的故障诊断。对于大型的诊断对象，其求解过程搜索空间大，速度慢，难以实现实时在线诊断要求。基于规则的方法对于诊断结论除了重复被采用的规则外，无法作出进一步解释，通常只能诊断单个故障，难以诊断多重故障。

2. 基于模型推理的故障诊断专家系统

基于模型的推理（Model-Based Reasoning, MBR）方法于上世纪 80 年代由人工智能专家 Raymond Reiter 和 Johan de Kleer 等提出，该方法的基本思想是根据实际系统的观测行为与系统模型的预测行为之间的差异进行诊断，如图 1.2 所示。Reiter 提出了故障系统最小冲突集和最小碰集的概念，并将基于模型的故障诊断归纳为计算系统极小冲突集和由极小冲突集计算极小碰集两步，计算得到的每个极小碰集都是系统的候选诊断，然后通过测试，得到极小碰集中唯一正确的诊断。近年来，通过国内外学者的共同努力，在极小冲突集和极小碰集的计算方面，已经形成了一系列独特的理论和方法，并取得了大量成功的应用。国内外多年的理论研究和工程实践表明，MBR 方法由于不需要预设故障集，推理知识完备，性能较好；不依赖于诊断实例和诊断经验，因而适用于依据原理进行故障诊断，它也能够诊断多重故障并能对故障结论进行解释。另外，MBR 方法利用系统结构和功能对系统建模，借鉴人脑的推理方式进行诊断推理，可以为故障诊断过程提供更深层的分析。但是基于模型的诊断专家

系统仍然依赖于专家的专业领域知识，特别是模型的准确性，在实时诊断中还将消耗巨大的计算资源，限制了其应用范围。

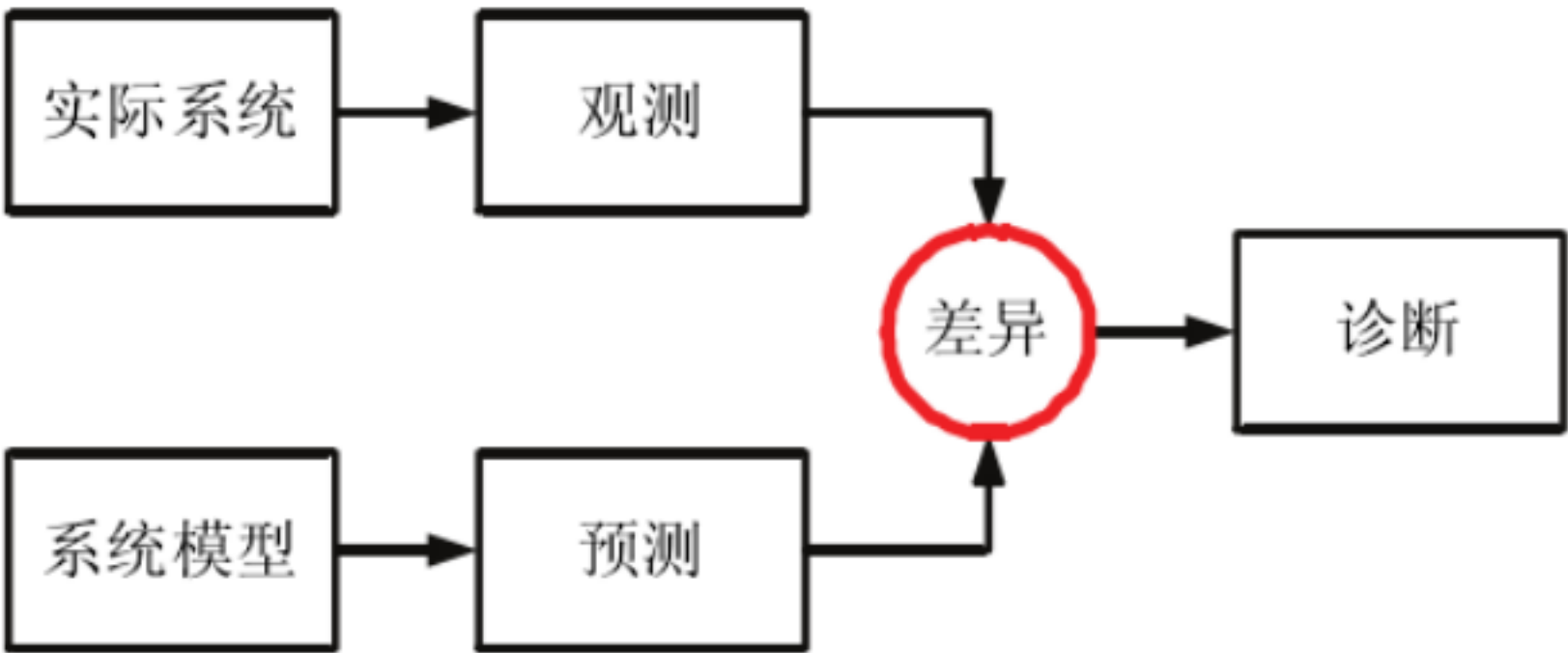


图 1.2 基于模型推理诊断思想

3. 基于神经网络的故障诊断专家系统

人工神经网络（Artificial Neural Network,ANN）具有较好的容错性、响应快、强大的学习能力、自适应能力和非线性逼近能力等，被广泛应用于故障诊断领域。基于神经网络的故障诊断专家系统有两种形式：一种是使用神经网络来构造专家系统，变基于符号的推理为基于数字运算的推理，提高系统效率，解决自学习问题；另一种是把神经网络作为知识源的表示和处理模式，并与其它推理机制相融合，实现多模式推理。神经网络的自组织、自学习等特点也是其它专家系统无法匹敌的，因此基于神经网络的故障诊断专家系统在控制系统故障诊断与容错控制领域获得了广泛的应用。然而，神经网络专家系统也存在固有的弱点。首先，系统性能受到所选择的训练样本集的限制，训练样本集选择不当，特别是在训练样本集很少的情形下，很难指望它具有较好的归纳推理能力；其次，神经网络没有能力解释自己的推理过程和推理依据及其存储知识的意义；再次，神经网络利用知识和表达知识的方式单一，通常的神经网络只能采用数值化的知识；最后，也是最根本的一点是神经网络只能模拟人类感觉层次上的智能活动，在模拟人类复杂层次的思维方面，如基于目标的管理、综合判断与因果分析等方面还远远不及传统的专家系统。因此，人们正试图研究符号推理与数值推理相结合的集成式智能诊断系统，以期能更好地模拟人类的思维过程。

4. 基于模糊推理的故障诊断专家系统

模糊诊断的实质是引入隶属函数概念，模糊逻辑以其较强的结构性知识表达能力，适合处理诊断中的不确定信息和不完整信息。在模糊推理中建立模糊隶属度是一个重要工作，确定隶属度的方法有对比排序法、专家评判法、模糊统计法、概念扩张法等。采用专家评判法，由专家根据经验直接给出论域中每个函数的隶属度，形成隶属度表，这样给出的隶属度比较准确。计算机在进行模糊推理时，先从用户接口接收证据及其相应的模糊词，如“很”、“相当”、“轻微”等，然后通过模糊属性表查出条件模糊词的隶属度，由此进行推理得到结论。基于模糊推理的诊断专家系统已应用在军用电力系统、集成电路、动态控制等方面。然而，由于模糊诊断知识获取困难，尤其是故障与征兆的模糊关系较难确定，且系统的诊断能力依赖模糊知识库，学习能力差，容易发生漏诊或误诊。由于模糊语言变量是用隶属函数表示的，实现语言变量与隶属函数之间的转换是一个难点。

5. 基于实例推理的故障诊断专家系统

基于实例推理（ Case Based Reasoning,CBR ）是人工智能发展较为成熟的一个分支，与其它人工智能技术相比， 其不同之处在于它不依赖于问题领域的一般知识， 也不是产生式规则。 CBR 能够利用有经验的、具体事例的特殊知识，通过寻找类似的过去事例来解决新问题。一个有效的事例表示包括三部分内容：事例发生的原因或背景；事例的特点及过程；事例的解决方法和结果。事例推理的关键步骤包括事例检索、事例重用、事例修改 /修正和事例保留等。 基于事例的推理避免了采用基于规则的推理方法进行知识获取时的瓶颈问题， 利用相关事例扩大了解决问题的范围，简化了求解过程，解的质量也得到提高，在车辆诊断、舰艇水压机等方面获得应用。 与神经网络需要大量样本进行训练类似， 基于实例推理受制于诊断实例的数量和覆盖范围， 如果诊断实例不能覆盖所有解空间， 在实例搜索时将得不到最优解，造成误诊或漏诊。