

ABSTRACT

Power equipments are usually installed outdoors. In most cases, large-scale power transformers are operated ceaselessly all day without monitoring by men in bad environments. At present, the quantity and the capacity of power transformers are growing gradually with the rapid development of electric power industry. Therefore, as one of the key techniques to guarantee the safety and reliability of operation, the fault diagnosis and maintenance of large power transformers has been long concerned closely.

Based on actuality of power transformer fault diagnosis, this thesis applies information fusion technology to fault diagnosis and adopt fuzzy Petri net intelligent reasoning algorithm to fault maintenance expert system. The result is proved satisfactory.

1. The abnormality and its type that is available in power transformer operation are investigated. It is noted that there exist several methods frequently used of fault identification and fault property judgment. In power transformer fault diagnosis, there are online electrical tests, dissolved gas-in-oil analysis and conventional electrical tests whose principles, contents and characters are also introduced in this thesis.
2. In-depth analyses show that the fault information comes from many sources, having a complicated multi-layer structure. At the same time, complementary, redundancy and uncertainty of the information are revealed as well. Therefore, in accordance with the basic frame of information fusion, a power transformer comprehensive fault diagnosis model is proposed, using the technique of evidence reasoning (ER). Within the diagnostic model, the dissolved gas-in-oil analysis (DGA) and the results of conventional electrical tests of power transformers are combined tightly. Also, the on-site experiences in operation, diagnosis and maintenance are highly utilized in the model. It has shown that the model possesses satisfactory capacity of knowledge representation and strong solving ability to deal with uncertain facts. Furthermore, the author introduces the technique of ER into this model, making the process of fault diagnosis more intuitionistic and clear.
3. How to build a repository in expert system is a key point, which can reflect the performance of the expert system. So, many ways to represent information are pointed out, such as production rules, frame representation and orienting object representation etc. But such ways above are not satisfactory. Because fuzzy Petri net has many characteristics such as easy to describe system condition changing, easy to analyze system operation characteristics and to change descriptions in many different levels, in power transformer fault maintenance expert system, this dissertation presents a fuzzy Petri net modal to represent the fuzzy production rules of a power transformer fault maintenance rule-base expert system. Based on the fuzzy Petri net modal, an efficient diagnostic-reasoning algorithm is proposed.
4. With the increasing cost pressure due to competition in the electrical power market, enterprises begin to realize that it is not the most economic way to conduct transformer maintenance only according to their technical condition, but despite the cost involved. This thesis shows the definition of several electrical equipment maintenance ways and the development of electrical equipment maintenance. Reliability-centered maintenance is pointed out emphatically. In order to improve the economic and reliable capacity of generators, based

ABSTRACT

on the fact that our country is in the first stage of condition maintenance, this thesis points out a way to optimize the maintenance cycle of generators.

Keywords: Power Transformer, Fault Diagnosis, Information Infusion Technology, Fuzzy Petri Net, RCM

学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得东南大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

签 名： 王燕燕 日 期： 2003.4

关于学位论文使用授权的说明

东南大学、中国科学技术信息研究所、国家图书馆有权保留本人所送交学位论文的复印件和电子文档，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。除在保密期内的保密论文外，允许论文被查阅和借阅，可以公布（包括刊登）论文的全部或部分内容。论文的公布（包括刊登）授权东南大学研究生院办理。

签 名： 王燕燕 导师签名： 沈田永 日 期： 2003.4

第一章 绪论

§ 1.1 电力变压器故障诊断课题的研究背景

电力系统的根本任务是为社会生产和生活提供充足、合格且廉价的电力，而系统的安全、可靠和经济运行则是实现此目标的基本途径。随着电网容量的逐步扩大及用户对电能质量要求的不断提高，电力系统能否安全可靠的运行受到极大的关注。电网容量的扩大，同时也意味着事故范围有可能增大；而供电质量要求的提高，除了要求合格的电能外，主要还意味着更可靠的供电及更少的停电时间。电力系统的可靠运行，首先取决于电网的结构是否合理；而电气设备，特别是像电力变压器这种系统中输、配电的重要设备，由于处于系统的枢纽位置，它们运行的可靠性也将直接影响电力系统的安全与稳定。表 1-1 列出了中国电力科学研究院统计的 1992 年全国不同地区 110kV 及以上电力变压器事故的损失情况^[1]。

表 1-1 全国 1992 年 110kV 及以上电力变压器事故的容量损失

网局情况	运行台数	事故台数	台次事故率/%	事故容量/ (MVA)	容量事故率/%
华北直属	535	3	0.56	441.5	1.32
东北直属	261	2	0.77	360.0	1.19
华东直属	35	1	2.86	31.5	1.12
华中直属	22	0	0.00	0.0	0.00
西北直属	274	2	0.73	270.0	1.78

另据报道，1999 年我国 500kV 电力变压器的强迫停电率为 4.096 次/百台·年，比 1998 年上升了 2.18 次/百台·年，这说明了高电压等级电力变压器的运行可靠性仍不尽人意^[2]。同时，大型变压器是系统中的重要设备，其事故或故障本身带来的更换或维修费用一般也比较高昂。多年以来，为了减少事故带来的经济损失和社会影响，电力工作者及研究人员对电力变压器的试验、诊断和维修技术进行了广泛而深入的研究，并结合设计、制造及现场运行维护经验等，逐渐开发出了一系列离线、在线的测试方法及相应的诊断判据，为电力变压器的安全运行提供了有力的技术保证。而随着通讯、计算机及新材料等技术的发展，新的测试手段还在不断出现——这些新方法将更加精确、灵敏和及时；与此相适应，电力变压器的故障诊断技术正朝着智能化、在线化的方向发展。

在此期间，电力设备的维修体制也由最初的事后维修发展到定期维修，而如今正逐步在往状态检修过渡。近年来，为了适应电力体制变化所带来的经济压力，对贵重的大型电力设备，如变压器，发电机等，以可靠性为中心的维修 (Reliability-centered maintenance, RCM) 的探索正有望展开^[3]。

§ 1.2 电力变压器故障诊断的发展及研究现状

为保证电力变压器具有必要的运行可靠性，可从希望的和要求的可靠性出发，来评定设备的健康状态；而评定的准确性和可信度，则依赖于对被监测参数与运行可靠性之间联系程度的把握。但这样确定设备健康状态必须全面地掌握所需的信息才有可能。因此，在所需信息不足的情况下，如何通过测得的试验数据的分析，准确及时地判断故障的类型、原因和部位并采取相应的措施，将故障消灭于萌芽状态，是电力变压器故障诊断的总发展方向。

§ 1.2.1 人工智能技术应用于电力变压器故障诊断

人工智能技术是对信息的吸收和加工处理,从代表性的简单的数值计算,发展为模拟人脑对不确定性的判别、思考、预测、优化和决策等方法的总称。随着计算机技术的飞速发展,智能技术也得到了新的进展,形成了应用广泛的智能计算,包括模糊方法、演化方法、时序分析法和遗传算法等,这些智能计算和专家系统、神经网络、自学习等技术以及数理统计等常规计算密切结合、互相补充,在许多领域取得了有益的成果。

将人工智能技术与变压器离线试验相结合对变压器进行故障诊断,国内外许多专家学者已经做了许多工作,也取得了许多成果,目前在这一领域运用较多的智能技术有:专家系统、模糊数学、人工神经网络、遗传算法、多元统计分析、决策树等,尤以人工神经网络和专家系统方向的研究最为活跃。

现在,对电力变压器故障诊断研究的主要方向是提高诊断的准确率。电力变压器发生故障时其内部的绝缘油中溶有各种气体,根据各种气体在油中的含量来判断电力变压器将发生的故障性质和故障发生的位置,这种方法称为气相色谱法或油中溶解气体分析法(DGA)。有的学者将气相色谱法与专家系统、人工神经网络法、遗传算法等各种先进的智能技术相结合进行诊断^[4,5,6,7,8]。人工神经网络(ANN)是一种全新的模拟人类智能的方法与技术,通过自组织、自学习,即可获得独立的领域知识,它有效地解决诸如模式识别、曲线拟合、群体分类、优化计算和联想记忆等一系列问题^[4,5]。专家系统(ES)是一种带有智能功能的计算程序,它用一定的规则和推理过程去解决某一领域内通常需要具备专家水平的知识和经验才能解决的复杂问题^[6,9]。所以,许多研究者根据人工神经网络或专家系统的功能和特点,重点将 ANN 或 ES 和气相色谱法相结合,从研究数据处理到优化网络结构等^[10,11]。运用各种方法和理论,使电力变压器故障诊断系统不断地改进。但是人工神经网络、专家系统也存在着一些缺陷,比如:人工神经网络搜索时可能陷入局部最小点,这样使得网络有时不能收敛到全局最优点,同时,神经网络的训练样本选取较为困难,从而使网络的性能以及收敛速度有时不甚理想,因而导致系统故障诊断精度不好;专家系统也存在着知识的获取、知识库的维护以及处理模糊性等问题^[12]。针对这些问题,根据 ANN 与 ES 的不同特点:ANN 它不需要从领域专家那里提取显示知识,形成知识库,而只需根据领域问题组织训练样本,通过自组织、自学习,即可获得独立的领域知识;ES 相对于 ANN 来说存在很多优点,比如易于进行深层次推理,善于利用专家的启发性知识而无须进行样本训练,网络的输出比较清晰直观等。有的专家学者提出了 ANN 与 ES 的“协商”机制等各种结合方法,也就是说,用 ANN 的优点来弥补 ES 的缺陷,用 ES 的长处来补 ANN 的短处,这样使其具有互补性,故障诊断的准确率大大提高^[11]。

§ 1.2.2 当前电力变压器故障诊断中存在的不足

变压器故障是变压器本身及其应用环境综合作用和长期积累的结果,因而变压器故障的表象也多种多样,变压器故障表象和故障机理之间的联系也错综复杂,为了描述变压器故障的各种特性并进行分析,已采用了诸如不确定性的模糊性处理,诊断分析的专家系统,数据分析的神经网络模式识别等方法,并有了一定的应用成果。但我们同时注意到,在当前的电力变压器故障诊断中也存在着以下面一些主要问题:

1. 从指导现场维修的角度出发,仅仅能够诊断出设备已经发生了故障,有时是不够的,还很需要指明故障发生的部位甚至严重程度。这就要求尽量利用全面的故障征兆信息进行综合考虑,从而得出更为准确的结论^[13,14]。例如,不仅要利用 DGA 的结果,其他电气试验的结论及现场运行经验也应参与故障诊断;而且,这种综合诊断已经不再是简单的“if-then”规则组合所能胜任的。深入分析可以发现,变压器的各种故障之间存在一定的内在联系,他们提供的状态信息可能共同支持或否定某种故障,或分别支持不同的故障类型——这使变压器故障信息之间表现出一定程度的冗余、互补或互斥性等。另外,变压器的离线与在线试验、现场试验和试验室分析等在有效性、及时性及灵敏度等方面存在的诸多差异,也使变压器的故障诊断信息表现出多层次性和一定的交

叉性；同时，它们还具有很强的不确定性，考虑到故障信息的这些特点，很有必要深入探讨更加有效的信息处理方法，以期获得更优良的诊断效果；

2. 在专家系统中知识库的建立是反映专家系统性能的关键^[15]。为此，人们提出了很多知识的表示方法，例如产生式规则、框架式表示方法、面向对象的表示方法等。但是，这些方法都存在这样或那样的不足，特别是基于知识的推理，存在着“匹配冲突”和“组合爆炸”的问题，尽管可以采取将规则知识分块等处理方法，专家系统的诊断推理尤其是基于不确定性知识的模糊推理仍然速度慢、效率差，难以适应监测控制实时性的要求。

§ 1.3 本文的主要工作

本论文的工作是在文[16]的基础上开展的，是该文的深入，由于文[16]研究的重点放在基于 DGA 方法的“设备故障分类器”上，在利用全面的故障征兆信息进行故障严重程度，故障定位和故障维修专家系统等方面还有许多工作需要展开，因此本文从以下几方面入手：

1. 介绍了变压器故障诊断课题的研究背景和当前的研究状况，讨论了人工智能技术在变压器故障诊断中的应用，并指出了当前电力变压器故障诊断工作中存在的困难和不足；
2. 介绍了电力变压器的分类、结构和运行过程中常见的异常情况，介绍了几种常用的故障类型识别和故障性质判断方法，并在此基础上，对电力变压器故障诊断过程中的可用信息进行详细分类，为下文进一步研究电力变压器故障性质、严重程度和部位诊断即在文[16]基础上，建立一个更加全面、稳定、可靠的电气设备状态监测系统打下了基础；
3. 充分考虑到电力变压器的故障信息来源众多及其表现出互补、冗余、互斥等特点，且故障征兆与故障类型之间存在很强的不确定性，引入信息融合技术理论，在信息融合的理论框架下，根据文[16]中“设备故障分类器”的输出结果并借助证据推理技术，利用尽可能多的故障征兆信息进行故障定位推理，并借鉴现场专家的经验，建立了电力变压器故障部位的综合诊断模型；
4. 建立变压器维修专家系统，并且考虑到变压器维修专家系统中规则搜索匹配效率低等问题的存在，利用 Petri 网同步、并发的能力，提出了模糊 Petri 网知识表示方法，给出了一种表示模糊产生式规则的单级正向模糊推理 Petri 网模型，采用极大代数的矩阵算式为电力变压器故障维修专家系统提供了快捷有效的推理算法；
5. 探讨了贵重的大型电力设备，如变压器，发电机等，以可靠性为中心的维修问题。

第二章 电力变压器故障及其诊断方法

§ 2.1 引言

电力变压器是电网中改变电压、传递能量的主要电气设备，它一旦发生事故，则所需的修复时间长、影响严重。有人称电力变压器是输配电系统的“心脏”，它明确的表达了电力变压器在电力系统中的重要地位，以及人们对这一重要性的理解^[17]。提高变压器的运行维护和技术管理水平，已成为保障供电可靠性的重要手段。

本章将从电力变压器的结构、常见故障以及常用的故障诊断方法谈起，重点总结出电力变压器故障诊断过程中可以用到的信息，为以后建立一个全面、稳定、可靠的电力变压器故障诊断和维修系统打下基础。

§ 2.2 电力变压器介绍^[18]

电力变压器是借助于电磁感应，以相同的频率，在两个或更多的绕组之间变换交换电压或电流的一种静止电气设备。

§ 2.2.1 电力变压器的主要结构

变压器由变压器器身（铁心、绕组、绝缘、引线等）、油箱（油箱本体、附件）、套管、冷却装置、保护装置和出线装置组成。变压器的结构取决于变压器的电压等级和输出功率。

下面就最常用油浸式变压器的各主要组成部件作简要说明：

- 1) 铁心。这使构成磁路的部件，分芯式和壳式两种，由薄硅钢片叠制而成。铁心的夹紧方式有两种，老式的用穿芯螺栓和现代的用高强环氧玻璃丝带缠绕。
- 2) 绕组。包括导线和绝缘。导线有铜、铝两种；绝缘有主绝缘（对地和高低压绕组间和相间绝缘）和纵绝缘（层间和匝间绝缘）。
- 3) 引线和分接开关。分接开关有无载和有载切换两种。在绕组上设有抽头，以达到改变变比的目的，一般分接开关设在高压绕组上。
- 4) 油箱。这是作为冷却和绝缘油的容器。一般在油箱上带有油枕，绝缘油充满油箱和油枕的下半部。
- 5) 套管。套管应该有良好的密封性能和绝缘性能，我国 66kV 及以上电压等级的套管均为电容型结构。

§ 2.2.2 电力变压器绝缘结构

目前广泛采用的是油浸变压器，其中绝缘油起着绝缘和散热的双重作用，每台油浸变压器都要用大量的油、纸等绝缘材料。变压器的绝缘结构分为内绝缘、外绝缘，见图 2.1 所示

内绝缘是处于油箱中的各部分绝缘，包括线圈绝缘、引线及分接开关绝缘，这些绝缘是油、固体绝缘材料以及二者的组合。外绝缘是空气绝缘，是指套管上部对地以及彼此之间的绝缘间隙。

内绝缘又可分为主绝缘和纵绝缘两种。主绝缘是指线圈或引线对地、对异相或同相其他线圈或引线之间的绝缘；纵绝缘是指同一线圈上各点之间或其相应引线之间的绝缘。主绝缘由变压器的 U_{min}

工频耐压和冲击耐压所决定，纵绝缘由变压器的冲击耐压所决定。

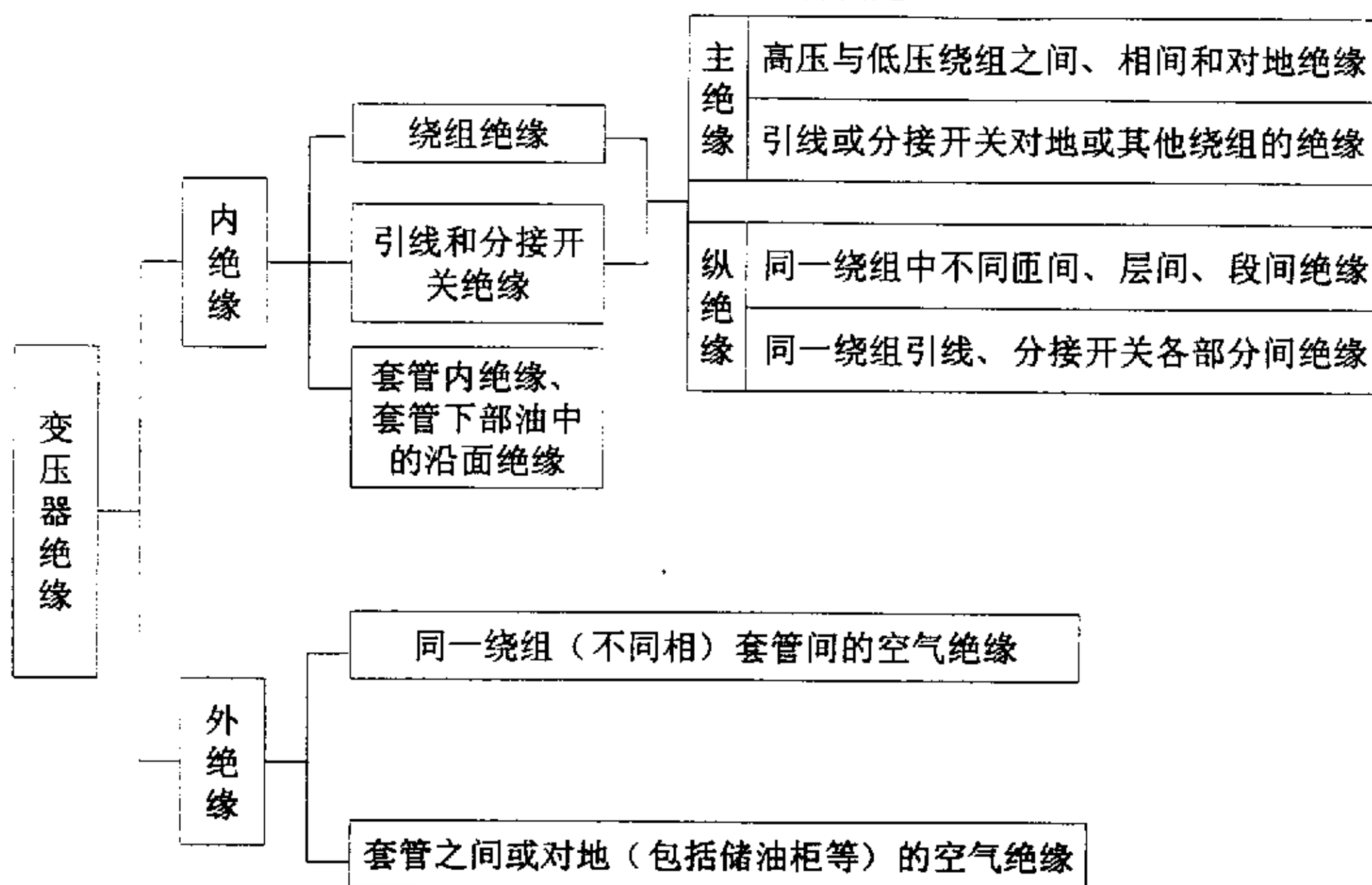


图 2.1 变压器绝缘结构

§ 2.3 电力变压器常见故障

变压器故障的种类是多种多样的，它包括附件的质量问题直至内部绕组的绝缘击穿等等，下面将常见故障按发生部位和发生过程归类。

1. 按故障发生的部位分类^[18]

- 1) 绕组故障：故障原因包括匝间绝缘故障，冲击，受潮，绕组外部故障，过热，绕组断路，劣化，油道阻塞，接地，相间故障和机械性故障；
- 2) 套管故障：故障原因包括老化，污染，裂纹，动物闪络，冲击闪络，受潮，油位低，法兰接地；
- 3) 分接开关故障：故障原因包括机械性故障，电气故障，引线故障，过热，油泄漏，外部故障；
- 4) 铁心故障：故障原因包括铁心绝缘故障，接地带断裂，铁心叠片短路，夹件、螺栓、楔块等部件松动；
- 5) 端子排故障：故障原因包括松动联结，引线断开，受潮，短路；
- 6) 油故障：故障原因包括受潮，有杂质，氧化，泄漏和劣化；
- 7) 其他故障：比如油中有金属颗粒，运输损坏，外部故障，油箱焊接不良，附属设备故障，过电压，过负荷等。

2. 按故障发生过程分类^[19]

- 1) 突发性故障：比如由异常电压（外部过电压、内部过电压）引起的绝缘击穿；外部短路事故引起绕组变形、层间短路；自然灾害，如地震，火灾；辅机的电源停电；
- 2) 常年累月逐渐扩展而形成的故障：比如铁心的绝缘不良，铁心叠片之间绝缘不良，铁心穿芯螺栓绝缘不良；由外界的反复短路引起绕组的变形；过负荷运行引起的绝缘老化；由于吸潮、游离放电引起的绝缘材料、绝缘油老化。

§ 2.4 电力变压器故障诊断方法

对电力变压器故障所进行的诊断，分外部和内部两种不同的方面，从外部来说，主要是根据变压器在运行中间所表现出的声音、振动、气味、变色、温度以及其他现象，对变压器进行诊断，是经验丰富的运行人员根据观察做出的初步诊断；对其内部诊断方法而言，则是用电气的（如预防性试验）或化学的（如油中气体分析）方法检测变压器是否发生了局部放电、过热等故障。还有一种比较特殊的诊断方法是在线监测法，它是由于在线监测技术的进步，对于以往必须用离线的方法检测的量如油中气体含量，局放量等，都可以在变压器实际运行中检测出来，测得的变压器绝缘参数更能反映设备的真实工况，而且具有快速、及时的特点。

§ 2.4.1 外部诊断方法^[19]

§ 2.4.1.1 声音异常

变压器在运行中会发出轻微的、均匀的、连续的“嗡嗡”声，这是运行中电气设备的一种固有特征，是正常的。若产生的声音不均匀或有特殊的响声，则应视为异常现象。有下列几种情况：

- 1) 变压器声音比平时增大，但均匀，则异常的原因可能为：电网发生过电压或变压器过负荷；
- 2) 变压器有杂音，则异常情况可能是内部夹件或压紧铁心的螺钉松动；
- 3) 变压器有放电声，则异常原因可能是发生内部故障；
- 4) 变压器有水沸腾声，则异常原因可能为：绕组发生短路故障或分接开关因接触不良引起严重过热；
- 5) 变压器有爆裂声，则异常原因可能是变压器内部绝缘击穿；
- 6) 变压器有撞击和摩擦声，则异常原因可能是外部零件，如表计、电缆、油管等因变压器振动造成撞击或摩擦，应根据情况予以处理。

总之，对于声音的异常，不能忽视。应在运行中加强观察，一旦发现，必须结合其他现象或试验结果进行综合分析，必要时需要停机检查。

§ 2.4.1.2 油温异常

运行中变压器的铁损和铜损转化为热量，当发热与散热达到平衡时，变压器温度趋于稳定。运行中，应监视上层油温，若在同样条件下，温升比平时高出 10℃ 以上，或负载不变而温度不断上升（冷却装置运行正常），则认为温度出现异常，异常的原因有：

- 1) 变压器内部有故障。如绕组匝间或层间短路，绕组对周围放电，内部引线接头发热及铁心多点接地等；
- 2) 冷却装置不正常，如潜油泵停运、风扇、散热器损坏等。

发现温度异常后，要结合其他现象，综合分析。若是内部故障，应立即停机检查，对冷却装置，平时需加强维护和冲洗。

§ 2.4.1.3 油位异常

变压器运行中的温度的变化会使油体积发生变化，从而引起油位的上下移动，常见的油位异常有：

- 1) 假油位。假油位指的是当变压器温度变化正常时，变压器油标管内的油位变化不正常或不变。产生的原因是：①油标管堵塞；②油枕呼吸器堵塞；③防爆管通气孔堵塞；④变压器油枕内存有一定量的空气。
- 2) 油面过低。产生的原因有：①变压器严重渗漏油；②工作人员放油后，因疏忽，未作充分补充；

③气温过低且油量不足；④油枕容积小，不能满足运行要求。

§ 2.4.1.4 外表异常

- 1) 防爆管防爆膜破裂，原因可能是内部故障引起。
- 2) 套管闪络放电，原因可能有：套管表面过脏、套管制作工艺不良或系统出现内部过电压或雷电冲击过电压。
- 3) 渗漏油，主要原因是油箱与零部件连接处密封不良，焊件或铸件存在缺陷，运行中额外荷重或受到振动等。

§ 2.4.1.5 气味、颜色的异常

变压器气味、颜色会出现异常现象，产生的主要原因有：①瓷套管端子的紧固部分松动，引起放电，在变压器表面产生放电痕迹或产生异味；②瓷套管表面污秽产生电晕、闪络；③冷却风扇、油泵烧毁等，会产生异味；④油箱受潮，进水，引起吸湿剂变色。

总之，以上所述的根据声音、振动、气味、变色、温度及其它现象对变压器事故的判断，只能作为现场直观的初步判断，因为变压器内部故障不仅是单一方面的直观反映，它涉及诸多因素，有时甚至会出现假象，因此，必须进行测量并做综合分析，才能准确可靠的找出故障原因，判明事故性质，提出较完备的合理处理方法。

§ 2.4.2 内部诊断方法

§ 2.4.2.1 油中溶解气体分析

变压器在发生故障前，在电、热效应的作用下，其内部会析出多种气体。油中溶解气体分析（Dissolved Gases Analysis，简称 DGA）通过定性、定量分析溶于变压器油中的气体成分，诊断出变压器的潜伏性故障。导致变压器内部析出气体的主要原因为过热、局部放电和电弧等。这些变压器运行中的异常现象都会引起变压器油和固体绝缘的裂解，从而产生气体。产生的气体主要有氢、烃类气体（甲烷、乙烷、乙烯、乙炔、丙烷、丙烯等）、一氧化碳、二氧化碳等。表 2-1 列出了各种故障下产生的主要气体成分。

表 2-1 各种故障下油和绝缘材料产生气体的主要成分

气体成分	变压器油			绝缘材料		
	强烈过热	电弧放电	局部放电	强烈过热	电弧放电	局部放电
氢气 H ₂	☆	☆	☆	☆	☆	☆
甲烷 CH ₄	☆	△	☆	☆	△	☆
乙烷 C ₂ H ₆	△			△		
乙烯 C ₂ H ₄	☆	△		☆	△	
乙炔 C ₂ H ₂		☆			☆	
丙烷 C ₃ H ₈	△			△		
丙烯 C ₃ H ₆	☆			☆		
一氧化碳 CO				☆	☆	△
二氧化碳 CO ₂				☆	△	△

注：“☆”表示产生的主要气体，“△”表示产生的次要气体。

变压器油中气体的来源，一方面是由于变压器中出现的故障点，另一方面是来自变压器的维修或变压器内部结构或材料，如补焊、补油、真空滤油机、分接开关、绝缘材料吸收的气体、过度精致的变压器油、油流静电放电、变压器内部活性金属材料等。

油中溶解气体分析作为目前电力系统中对充油电力设备常规使用的重要监测手段，因其能够及

时发现变压器内部存在的早期故障，在以往的运行维护中消除了不少事故隐患。据统计，我国电网中有 50% 以上的故障变压器是通过该试验结果检出的，由于这一检测技术能够在无须停电的情况下进行，不受外界电场和磁场因素的影响，因此可以在线对变压器内部绝缘状况进行诊断，有利于促进由定期维修方式向状态检修方式过渡。

1. 判断故障性质的特征气体法

利用特征气体分析法可以进行变压器故障原因的判断。油中溶解气体可反映故障点引起的周围油、纸绝缘的电、热分解本质。气体特征随故障类型、故障能量及其涉及的绝缘材料的不同而不同，即故障点产生烃类气体的不饱和度与故障源的能量密度之间有密切关系。利用特征气体分析法可以比较直观、方便地分析判断故障大致类型，缺点是没有明确量的概念，具体判断故障性质的特征气体法如表 2-2 所示。

表 2-2 判断故障性质的特征气体法^[20,21]

故障性质	特征气体的特点	故障可能部位
一般过热	总烃较高， $C_2H_2 < 5\text{ppm}$	导体过热，分接开关故障
严重过热	总烃高， $C_2H_2 > 5\text{ppm}$ ，但 C_2H_2 未构成总烃的主要成分， H_2 含量较高	金属导体过热（温度达 1000°C 以上）
局部放电	总烃不高， $H_2 > 100\text{ppm}$ ， CH_4 占总烃的主要成分	绕组局部放电、分接开关触点间局部放电
火花放电	总烃不高， $C_2H_2 > 10\text{ppm}$ ， H_2 较高	分接开关接触不良、绝缘不良
电弧放电	总烃高， C_2H_2 高并构成总烃的主要成分， H_2 含量高	绕组短路、分接开关闪络，弧光短路

当 H_2 含量增大，而其他气体组分不增加时，有可能是由于设备进水或有气泡引起水和铁的化学反应，或在高电场强度作用下，水或气体分子的分解或电晕所致。

乙炔含量是区分过热和放电两种故障性质的主要指标。但大部分过热故障，特别是出现高温热点时，也会产生少量乙炔。例如 1000°C 以上时，会有较多的乙炔出现，但 1000°C 以上的高温既可以由能量较大的放电引起，也可以由导体过热而引起。分接开关过热时，会出现乙炔，低能量的局部放电，并不产生乙炔，或仅仅产生很少量的乙炔。

2. IEC 三比值法^[22]

在 SD187-86《变压器油中溶解气体分析和判断导则》中推荐采用五种特征气体的三比值作为判断故障的主要方法，称为 IEC 三比值法。表 2-3 是此法的编码规则，它是根据电气设备内油、纸绝缘故障时裂解而产生气体组分的相对浓度和温度有着相互依赖关系，将两种溶解度和扩散系数相近的气体组分的比值作为判断故障性质的依据，它比特征气体法更为进了一步。表 2-4 则给出了典型的编码组合及判断故障性质的三比值法。

表 2-3 三比值法编码规则

特征气体的比值	比值编码范围			说明
	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6	
< 0.1	0	1	0	例如： $C_2H_2/C_2H_4=1\sim 3$ 时编码为 1
$0.1\sim 1$	1	0	0	
$1\sim 3$	1	2	1	
> 3	2	2	2	

表 2-4 判断故障性质的三比值法

序号	故障性质	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6
0	无故障	0	0	0
1	低能量密度的局部放电	0	1	0
2	高能量密度的局部放电	1	1	0
3	低能量放电①	$1\rightarrow 2$	0	$1\rightarrow 2$
4	高能量放电	1	0	2

序号	故障性质	C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	CH ₄ /H ₂	C ₂ H ₄ /C ₂ H ₆
5	低于 150℃ 的过热故障②	0	0	1
6	150~300℃ 低温范围的过热故障③	0	2	0
7	300~700℃ 中温范围的过热故障	0	2	1
8	高于 700℃ 高温范围的过热故障④	0	2	2

注：①随着火花放电强度的增长，特征气体的比值有如下增长趋势：C₂H₂/C₂H₄ 从 0.1~3 增加到 3 以上；C₂H₄/C₂H₆ 从 0.1~3 增加到 3 以上。

②在这一情况下，说明了 C₂H₄/C₂H₆ 比值的变化，气味主要来自固体绝缘的分解。

③这种故障情况通常由气体浓度的不断增加来反映。CH₄/H₂ 的值通常大约为 1，实际值大于或小于 1 与很多因素有关，如油保护系统的方式，实际的温度水平和油的质量等。

④C₂H₂ 含量的增加表面热点温度可能高于 1000℃。

§ 2.4.2.2 电力变压器预防性试验

表 2-5 电力变压器预防性试验项目

试验项目	运行中	大修后	必要时
油中溶解气体色谱分析	☆	○	◇
绝缘油耐压试验	☆	○	◇
油中含水量	☆	○	◇
油中含气量	☆	○	◇
绕组直流电阻	☆	○	◇
绕组绝缘电阻、吸收比或极化指数	☆	○	◇
绕组介质损耗因数	☆	○	◇
绕组泄漏电流	☆		◇
电容型套管的介质损耗因数和电容值	☆	○	◇
交流耐压试验	☆	○	◇
铁心（有外引接地线的）绝缘电阻	☆	○	◇
金属固定件、铁心、线圈压环、屏蔽等的绝缘电阻	☆	○	◇
绕组所有分接头的电压比		○	◇
空载电流和空载损耗		○	◇
短路阻抗和负载损耗		○	◇
局部放电测量		○	◇
套管中的电流互感器绝缘试验		○	◇
阻抗测量			◇

由于变压器内部绝缘结构复杂，电场、磁场分布不均匀，因而事故率相对较高。变压器预防性试验的目的是验证变压器的各种绝缘性能是否符合有关的标准和技术条件的规定，发现制造上是否存在影响运行的各种缺陷，如短路、断路、过热、放电等，一般每 1~3 年进行一次停电试验。不同

电压等级、不同容量、不同结构的变压器试验项目略有不同。根据原电力工业部 1996 年颁布的《电力设备预防性试验规程》，电力变压器预防性试验项目的主要内容见表 2-5^[23]。

预防性试验的有效性对变压器故障诊断有着确定性影响，通过各种有效的试验，获取可靠、准确的试验结果是正确判断变压器故障的基本前提。在表 2-5 的试验项目中，绝缘油试验、油中含气量、油中含水量和油中溶解气体色谱分析试验都属于油务试验或油化验试验，在前面已经过详细的讨论，下面就其它几项比较重要的试验作一介绍^[18,24,25]。

1. 绕组直流电阻：

绕组直流电阻的测量是一项方便而有效的考核绕组纵绝缘和电流回路连接状况的试验，它能够反映绕组匝间短路、绕组断股、分接开关以及导线接头接触不良等故障，实际上它也是判断各相绕组直流电阻是否平衡，调压开关档位是否正确的有效手段。

2. 绕组绝缘电阻、吸收比和极化指数

绝缘电阻可以用于判断变压器绝缘受潮的严重程度以及绝缘内部是否存在绝缘缺陷等。由于绝缘电阻值与试验温度、湿度和绝缘的结构尺寸、材料都有关系，因此单纯以绝缘电阻的绝对值来检测绝缘质量并不十分可靠，通常，应用吸收比来反映绝缘的情况，而且，吸收比或极化指数能够反映绝缘是否受潮，至今仍是诊断受潮故障的有效手段，实践证明，用吸收比来检测变压器绝缘质量，其数值分散性比较小，可靠性也比较高。

3. 绕组介质损耗因数

介质损耗因数 ($\tan \delta$) 的测定是变压器的出厂试验之一，是判断变压器绝缘工艺质量较为重要和较为有效的方法之一。通过测量 $\tan \delta$ ，可以反应出绝缘的一系列缺陷：如绝缘受潮，油或浸渍物脏污或老化变质，绝缘中有气隙发生放电等。 $\tan \delta$ 是反映绝缘功率损耗大小的特性参数，它与绝缘的体积大小无关。

4. 电容型套管的介质损耗因数和电容值

实践表明，对于电容性设备，如电容型套管、电容式电压互感器、藕合电容器等，测量介质损耗因数 ($\tan \delta$) 和电容量 (C_x) (实际上是根据 C_x 的变化量 ΔC_x 进行判断) 仍然是故障诊断的有效手段。不仅如此， $\tan \delta$ 和电容量 C_x 已经从“离线测量”发展到了“在线测量”阶段。

5. 铁心（有外引接地线的）绝缘电阻

变压器铁心多点接地是一种常见的故障，统计资料表明，它在变压器总事故中占第三位，因此，准确、及时的诊断与处理变压器铁心多点接地故障，对保证变压器的安全运行具有重要意义，而测量铁心的绝缘电阻，无疑是一种很有效的方法，实践表明，在变压器正常运行情况下，铁心的绝缘电阻要求与以前测试结果比较无显著变化，而且要求运行中铁心接地电流不大于 0.1A。

6. 绕组泄漏电流

泄漏电流在本质上也是测量绝缘电阻，但是测量泄漏电流所用的电压比测量绝缘电阻时要高，因此可以发现一些尚未贯通的集中性缺陷。良好的绝缘中，泄漏电流随加压时间增加下降很快，最后稳定的电流很小，而受潮或有缺陷的绝缘，泄漏电流变化缓慢，最后稳定的电流也很大，所以通过分析泄漏电流与加压时间的关系曲线，可以分析出绝缘状况的好坏。

7. 绕组所有分接头的电压比

通过绕组分接头电压比试验，能够检验分接开关档位、变压器联结组别是否正确，对于匝间短路等故障也能灵敏的反映，但对于线圈变形故障则无能为力，可以这样认为，电压比试验是一种常规带有检验和验证性质的试验。

8. 局部放电测量

试验研究结果表明，超高压变压器在工作电压下的长期运行寿命与其绝缘中有无局部放电密切相关，即局部放电越弱，则正常运行寿命越长，主要是由于局部放电对绝缘结构起一种侵蚀作用，当局部放电一旦变得严重时，将会导致整个绝缘结构的击穿，但是基于局部放电测量结果进行故障

诊断方面,还缺少较成熟的经验和全面合适的判断标准,有待于在今后的实践中逐步积累和建立。

§ 2.4.2.3 在线监测技术

在线监测是连续的自动监测,因此它的发展是与传感器技术、电子技术、信号处理技术、数据储存、记录技术等息息相关的。近年来,由于计算机技术的飞速发展,使得计算机的性能提高和价格下降,大大扩展了在线监测技术的测量方法和应用范围。另外,在线监测除了要利用计算机的数字技术进行测量和控制外,大量的在线监测数据也要用计算机进行处理。例如在被监测量低于阈值时,从变化趋势中寻找危险征兆,从多种项目的监测结果综合判断运行设备状况等,都离不开计算机的辅助作用。

目前,有关变压器的在线监测有:(1)化学方法的在线监测:油中气体总含量在线监测、油中氢气含量在线监测、油中一氧化碳在线监测、油中乙炔在线监测等;(2)电气方法的在线监测:局部放电的在线监测、铁心多点接地电流的在线监测等。其中,变压器油中气体总含量、局部放电在线监测是开发较早和应用较广泛的两种在线监测技术。

同预防性试验中的油中溶解气体分析相比,油中气体在线监测能够连续监测气体的变化,且监测结果不受操作人员的主观等外部因素的干扰^[26]。因此,油中气体在线监测能够测量到油中气体较为真实的含量,为正确判断设备的运行状态打下了基础,另外,在监测过程中有可能观察到并非瞬间发生的故障的发展过程,及时发现故障并采取相应的措施,减少事故带来的损失。

由于变压器中的过热和放电故障均会伴随着氢气的产生,因此在线监测氢气含量是较简单的在线监测方式。监测油中氢气含量的方法较多,一般是利用氢分子小于其他分子的性质,利用只能透过氢气的透膜,把油中氢气从油中分离出来,再利用氢敏元件或电桥配合无焰燃烧等方式,推算出油中氢气含量。

尽管油中气体在线监测有明显优势,可以说发展前景十分广阔,但从目前的实际应用来看,油中气体在线监测还只是周期性油中气体分析的补充。这主要是因为周期性油中气体分析在我国应用时间长、区域广,积累了大量的运行经验。用油中气体在线监测完全代替周期性油中气体分析还需要相当长一段时间。

§ 2.5 电力变压器故障诊断中的可用信息

由以上分析可见,在变压器故障诊断过程中,可以利用的设备信息很多,下面对这些信息进行简单归类。

- 1) 变压器设备运行台帐信息和检修历史:这些历史信息的存在为变压器当前的运行状态的正确评估提供历史背景资料;
- 2) 变压器预防性电气试验结果:预防性试验的目的是验证变压器各种绝缘性能是否良好,判断制造上是否存在影响运行的各种缺陷,它被认为是诊断变压器故障的最主要方法;
- 3) 变压器油气相色谱试验结果:气相色谱试验是在不停电情况下通过对变压器油中溶解气体进行分析,它是发现变压器早期潜伏性故障的一种有效、灵敏的方法;
- 4) 变压器运行时的各种在线测量的信息量:利用在线检测与其相应的故障诊断技术可以在设备运行状态下进行连续的检测与判断,它是状态检修理论在工程上得到实际应用的必要前提;
- 5) 其他一些变压器运行时的外部直观信息:变压器内部故障及各部件过热均有可能在变压器外部产生一些直观征兆,如声音、气味、体表温度等,这些可以为现场的直观判断提供参考。

§ 2.6 本章小结

在分析了电力变压器在电网运行中承担的重要角色的基础上,本章从电力变压器的基本结构谈起,分析了其常见故障和常用的故障诊断方法,并在此基础上,总结出一系列变压器故障诊断过程中可能用到的故障信息,充分考虑到电力变压器故障信息来源众多及其表现出互补、冗余、互斥等特点,且故障征兆和故障类型之间存在很强的不确定性,本章的内容,为本文后面基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断模型打下基础。

第三章 信息融合技术理论和模糊 Petri 网智能推理原理

§ 3.1 引言

本文的工作是在文[16]的基础上开展的,是该文工作的深入,首先在其基础上进一步建立变压器综合故障部位诊断器,然后再根据它的输出结果,构建变压器故障维修专家系统,为现场运行人员提供决策参考。

考虑到电力变压器的故障信息来源众多及其表现出互补、冗余、互斥等特点,且故障征兆与故障类型之间存在很强的不确定性,要确定具体故障部位有较大难度,因此本文研究应用信息融合技术对各种故障信息进行综合应用和推理,以迅速、准确地进行故障定位。

传统的专家系统的推理机制是搜索、匹配的过程,属于基于逻辑的演绎方法,这种过程不可避免的存在“匹配冲突”和“组合爆炸”的问题,尽管可以采取将规则知识分块等处理方法,专家系统的诊断推理尤其是基于不确定性知识的模糊推理仍然速度慢、效率差。Petri 网是一种用网状图形表示系统建模的方法,其具有便于描述系统状态的变化、对系统运行特性便于分析和可以在不同层次上变换描述等特点,因此本文采用模糊 Petri 网构造变压器维修专家系统。

§ 3.2 信息融合技术理论

§ 3.2.1 信息融合

1959 年, Kolmogorov 提出了一条关于信息集成的定理: 对于一个系统, 将多个单维信息集成多维信息, 其信息量必然会比任何一个单维信息量大。Richardson 从理论上证明了增加传感器, 检测系统的性能并不会降低。在工程实践中应用数据集成与信息融合技术还是近 15 年的事, 将各种途径、任意时间、任意空间上获得的信息作为一个整体进行综合分析处理, 以便于决策和控制。这就是信息融合的目的。1988 年美国国防部将它列为 22 项关键技术的第 13 项, 英、法等国也投入了大量人力、物力进行信息融合与数据集成的研究, 用来解决大量复杂的信息处理问题, 并首先在军事领域获得成功的应用, 如 C³I 系统 (即指挥、通信和控制系统一体化), 各种战斗机的控制和干扰系统等^[27]。

信息融合一般分为三个层次: 数据层融合、特征层融合和决策层融合, 其简化的结构模型如图 3.1 所示^[28]。实际上, 信息融合的实现与具体应用背景密切相关, 不一定包含图中所有的层次, 而且各个层次之间的关系也不是截然分明的。

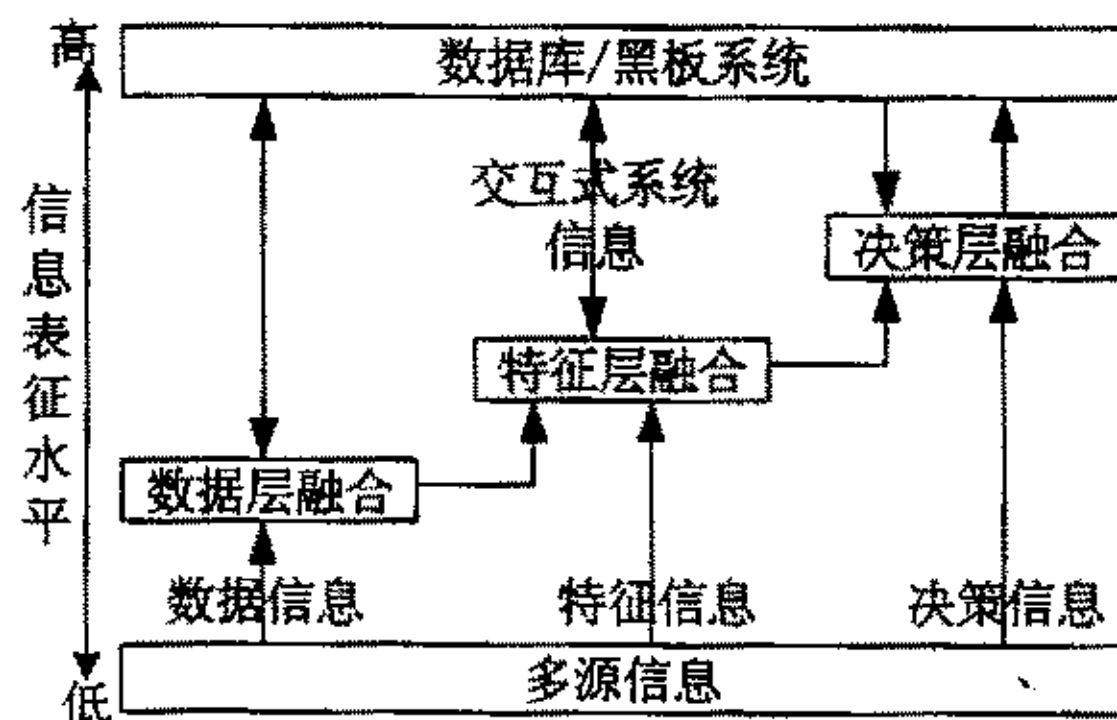


图 3.1 多源信息融合的层次结构

如前所述, 由于不同的检测手段反映故障的有效性和灵敏度等存在较大的差别, 致使变压器的故障信息之间表现出较强的冗余、互补及互斥性, 离线与在线、现场试验和实验室分析等在准确性和及时性等方面存在诸多差异, 使变压器的故障信息表现出多层次以及一定的交叉性; 另外, 因为故障征兆与故障类型之间并不存在精确的一一对应关系, 又使故障信息表现出较强的不确定性。综合考虑故障信息的上述特点, 将信息融合的基本技术引入到变压器的故障诊断中是适合而且很有必要的, 它有利于多源信息的充分利用, 从而提高诊断的正确率。

§ 3.2.2 信息融合的方法——Dempster-Shafer 证据推理方法^[27,29,30,31,32,33]

目前研究最多并在实际中应用的是多传感器集成。信息融合的方法用得最多的是主观贝叶斯方法, 但是主观贝叶斯方法有一个致命的弱点, 就是必须事先知道各事件的先验概率, 这在很多情况下是不可能的。近年来, 有研究用 Dempster Shafer 推理, D-S 证据理论以及神经网络推理等方法进行融合。本文主要采用证据组合模型即 D-S 证据理论推理来构造变压器综合故障部位诊断器。

在 1976 年 Shafer 提出证据理论之前, 概率的解释可以概括为频率解释 (客观解释)、主观解释 (贝叶斯解释) 和逻辑主义解释 (必要性解释)。这些解释有的过分强调概率的客观属性而忽略人的主观因素, 比如频率解释, 它认为概率描述的是一个可以重复出现的事件的客观事实, 可以用事件发生的概率来刻画, 数学概率论和数理统计中所采用的就是这样一种概率, 带有较强的客观属性; 然而, 有的解释则过于强调人的主观偏见而忽视该如何构造概率, 如主观解释, 它认为概率是某个个人偏好的体现, 它可以由某人在进行赌博或某种带有不确定性结果的活动中所表现出来的行为来反应, 这恰恰没有注重概率理解的客观属性。Shafer 提出的构造性解释认为对于概率推断的理解, 不仅要强调证据的客观性, 而且也要强调证据估计的主观性, 并采用信度的半可加性, 较好地对不确定问题推理中的主、客观性进行了折中处理。而且, 证据理论对先验概率准确性的要求也比主观贝叶斯方法要宽松得多, 这使得证据理论的应用比主观贝叶斯方法推理更为容易。下面引用了证据理论的一些常用基本定义和定理。

§ 3.2.2.1 辨识框架

设现有一个判决问题, 对于该问题我们所能认识到的所有可能的结果的集合用 θ 表示, 我们所关心的任一命题都对应于 θ 的一个子集。集合 θ 的选择依赖于我们的认识水平, 也依赖于我们所知道和想知道的情况, 因此, 集合 θ 具有认识论的特性, Shafer 称其为辨识框架 (frame of discernment), 当一个命题对应于该框架的一个子集时, 称其为该框架能够识别这个命题。

§ 3.2.2.2 基本概率指派与信任函数

形成了辨识框架后, 就可以建立证据处理的数学模型, 对于一个命题, 在通盘考虑了给定的证据组后, 能够给出一个数字来判决证据支持该命题的程度, 这也就是赋予该命题的信度。以上这种基于证据分析, 确定一个命题为真的程度的方法, 称为证据处理。按照 Shafer 的观点, 证据处理的数学模型是:

- 1) 首先确定辨识框架 θ , 只有确立了框架 θ 才能使命题的研究转化为对集合的研究;
- 2) 根据证据建立一个信度的初始分配, 即通过对证据分析, 确定出证据对每一个命题的支持程度;
- 3) 分析前因后果, 计算出对于所有命题的信度。

证据可以对一个或多个命题提供支持, 证据对每个命题的支持程度称为信度, 可用集函数——信任函数 Bel (belief function) 表达。在给出信任函数前, 先定义集函数——基本概率指派函数 BPA (basic probability assignment), 它是信度的一种初始分配。

定义 3.1 设 θ 为辨识框架, 如果集函数 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ (2^θ 为 θ 的幂集) 满足:

$$\begin{cases} (1) & m(\Phi) = 0 \\ (2) & \sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (3.1)$$

则称 m 为框架 θ 上的基本概率指派函数; $\forall A \subset \theta, m(A)$ 称为 A 的基本概率数 BPN (basic probability number); 若 $m(A) > 0$, 则称 A 为焦点元素 (focal element) 或焦元, 所有焦元的并称为核心 (core)。

基本概率数 BPN 反映了对 A 本身的信度大小。条件 (1) 表示对于空集 (空命题) 不赋予任何信度; 条件 (2) 表示虽然可以给一个命题赋以任意大小的 BPN, 但所有命题的 BPN 之和必需等于 1, 亦即总 BPN 为 1。

定义 3.2 设 θ 为辨识框架, $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 为框架 θ 的基本概率指派函数, 则称由

$$\forall A \subset \theta \quad Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (3.2)$$

所定义的函数 $Bel: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 为 θ 上的信任函数。Bel(A) 称为赋予命题 A 的信任度。Bel(A) 度量分布在 A 的元素中的概率总值, 它是 A 的所有子集合内含有的基本概率数 BPN 之和。

§ 3.2.2.3 众信度函数与似然函数

信任函数 Bel 是对信度的一种描述, 众信度函数 Q (commonality function) 和似然函数 Pla (plausibility function) 则从另一个侧面对信度进行了描述。

定义 3.3 设函数 $Q: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 由下式定义

$$\forall A \subset \theta \quad Q(A) = \sum_{A \subseteq B} m(B) \quad (3.3)$$

则 Q 称为 Bel 的众信度函数。 $\forall A \subset \theta$, $Q(A)$ 称为 A 的众信数。

由以上定义可以看出, 对于一个集合 (命题) $A \subset \theta$, 它的众信数 $Q(A)$ 反映了包含 A 的集合 (被 A 所蕴含的命题) 的所有基本概率数 BPN 之和, 如果说 Bel 是从一个结论的前提的这个角度描述信度的, 则 Q 是从一个前提的结论的这个角度描述信度的。

定义 3.4 设函数 $Pla: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 由下式定义

$$\forall A \subset \theta, \quad Pla(A) = \sum_{A \cap B \neq \Phi} m(B) \quad (3.4)$$

则称 Pla 为 Bel 的似然函数。 $\forall A \subset \theta$, $Pla(A)$ 称为 A 的似然函数。

对任意一个集合 (命题) $A \subset \theta$, 它的似然度 $Pla(A)$ 度量分布在 A 中的元素概率总值, 即它是所有与 A 相容的命题本身的概率之和或 A 内的可能性基本概率之和。

比较式 3.2 和 3.4 立即可得: $\forall A \subset \theta, Bel(A) \leq Pla(A)$ (3.5)

这说明 $Pla(A)$ 是比 $Bel(A)$ 更宽松的一种估计, 或者说 $Bel(A)$ 是比 $Pla(A)$ 更保守的一种估计。在证据理论中, 关于一个命题 A 的信任程度单用信任函数 Bel 描述是不够的, 这是因为信任度 $Bel(A)$ 不能反映出怀疑 A 的程度, 即相信 A 的非为真的程度。因此证据理论利用信任度和似然

即 $(Bel(A), Pla(A))$ 来描述 A 的不确定性, $(1, 1)$ 表示 A 为真, $(0, 0)$ 表示 A 为假, $(0, 1)$ 表示对 A 一无所知。由此可见, 证据理论可把不知道和不确定区分开, $Pla(A) - Bel(A)$ 的值反映了对 A 不知道的信息, 这是证据理论的最大优点。由于 $Bel(A)$ 、 $Pla(A)$ 分别表示对 A 信任的上、下限, 因此 Dempster 又将 $Bel(A)$ 称为 A 的下限概率、 $Pla(A)$ 称为 A 的上限概率。

§ 3.2.2.4 m, Bel, Pla 的几何意义

如果将 θ 的元素看成点, 那么就有可以将信度看成是一团团半流动的“信质”(Semi-mobile probability masses), 各团信质可在 θ 的相应子集中流动, 可覆盖该子集中的每个元素(即每个点)。

$m(A)$ 反映了对 A 本身(不管前因后果)的信度大小, 即 $m(A)$ 反映的是在子集 A 中可以自由移动到 A 的每一点的那团信质的大小。

$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$ 是分配到 A 上的总信度, 它综合了 A 的所有前提本身的信度, 所以 $Bel(A)$

反映的是在集合 A 及其子集中流动的各团信质的总和。

$Pla(A) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B)$ 是所有与 A 相容的命题本身的信度之和, 所以 $Pla(A)$ 反映的是可以移动到

A 中的点的各团信质的总和。

§ 3.2.2.5 Dempster-Shafer 合并规则

当有两个及以上的证据对同一子集或对两个交不为空的子集分配信任度时就产生了信任函数的组合, 即冗余信息的处理问题。Dempster-Shafer 证据理论给出下列 Dempster-Shafer 的合并规则公式, 称为 D-S 合成法则来处理这一问题:

$$m(C) = \begin{cases} 0 & C = \Phi \\ k \sum_{A \cap B = C} m_1(A)m_2(B) & C \neq \Phi \end{cases} \quad (3.6)$$

其中 k 称为规范系数, 且

$$k = [1 - \sum_{A \cap B = \Phi} m_1(A)m_2(B)]^{-1} = [\sum_{A \cap B \neq \Phi} m_1(A)m_2(B)]^{-1} \quad (3.7)$$

$m(C)$ 所对应的 $Bel(C)$ 称为是 Bel_1 和 Bel_2 的直和, 记为 $Bel_1 \oplus Bel_2$, $m(C)$ 也记为 $m_1 \oplus m_2$ 。规

范系数 k 能描述证据信息的冲突特性, 当 $A \cap B = \Phi$ 时, $Bel(A)$ 和 $Bel(B)$ 分别给两个不相容的命题赋予了信任度, 此时 $k \rightarrow \infty$, 也就是说 $Bel(A)$ 和 $Bel(B)$ 所对应的证据在这个问题上发生了冲突。

§ 3.3 模糊 Petri 网智能推理原理^[34,35,36,37]

§ 3.3.1 Petri 网

Petri 网普遍被认为是描述具有并行或并发性行为的系统的一种好工具, 在有关描述和分析并行系统的各种问题中有着广泛的应用。在普通的 Petri 网中主要有两种结点, 即转移结点 (transition) 和位置结点 (Place), 分别用竖线和圆圈表示, 如图 3.1 所示。

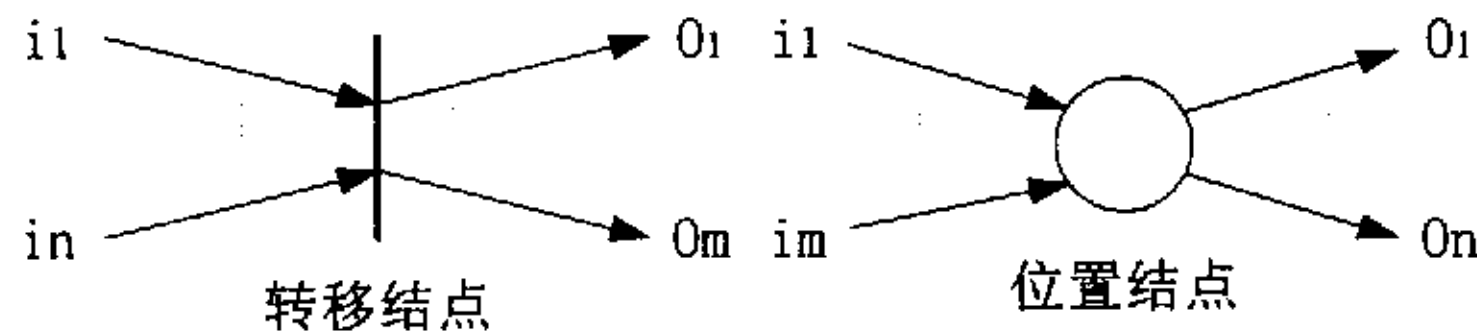


图 3.2 Petri 网的转移结点和位置结点

Petri 网中有两种连线: 输入连线, 指位置结点到转移结点的连接线, 此时, 称该位置结点为相应转移结点的输入结点; 输出连线, 指从转移结点到位置结点的连接线, 此时, 称该位置结点为相应转移结点的输出结点, 一个 Petri 网就是用这两种结点和两种连线互连的图, 例如图 3.3 就是一个 Petri 网。

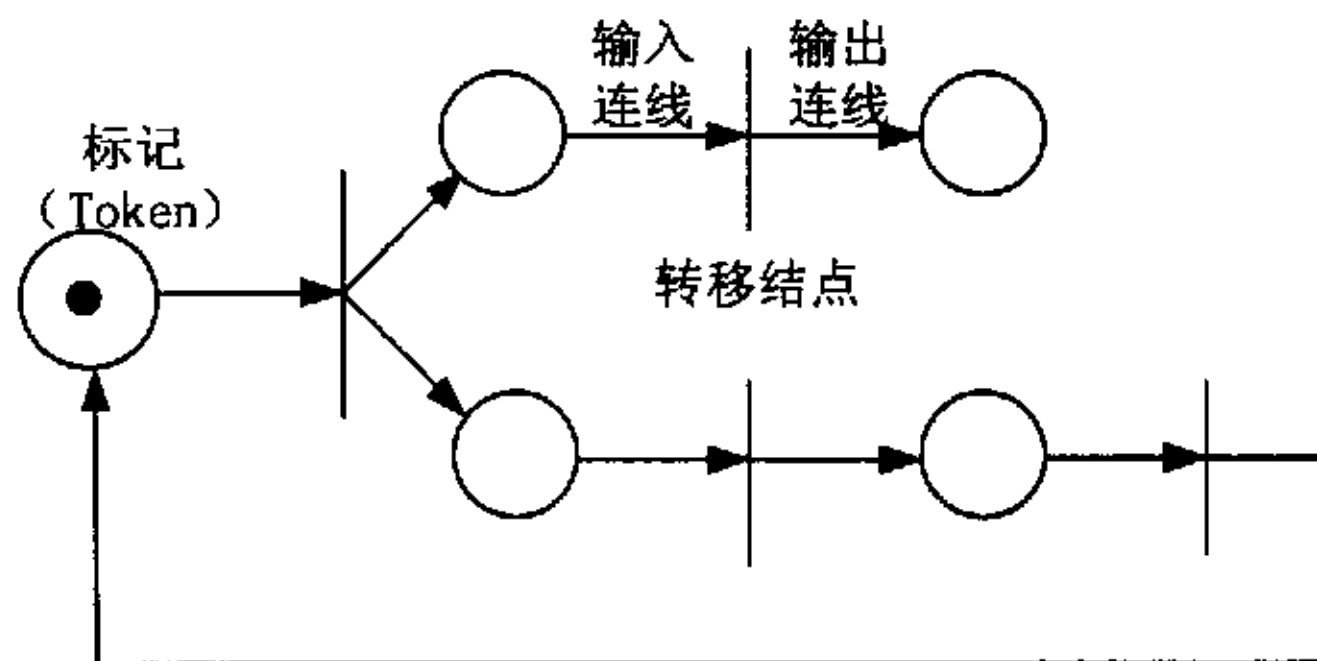


图 3.3 Petri 网

Petri 网是一种可运行的图, 在运行开始时, 先在某些位置结点中放置一些标记 (Token), 用圆点表示 (如图 3.3 所示), 只有当一个转移结点的所有输入结点中都至少有一个标记时, 它才可能被点火, 点火的结果是从它的每个输入结点中各减去一个标记, 并向它的所有输出结点中各增加一个标记, 如此一步一步地运行, 一些转移结点不断点火, 一些位置结点中的标记数不断随着变化, 所以 Petri 网很适合描述具有并发或并行行为或操作的各种系统。

但是, 由于 Petri 网中两种结点的输入和输出都只有两种状态, 即“有”或“无” (可分别用 1 和 0 表示), 这对描述一些具有模糊行为的系统是不够的, 为此, 我们引入了模糊 Petri 网的概念。

§ 3.3.2 模糊 Petri 网

模糊 Petri 网是普通 Petri 网的模糊化, 它与普通 Petri 网相比在下列四方面是不同的:

1. 它的转移结点具有一个取非负实数值的阈值 τ , 转移结点用标明阈限的竖线表示, 见图 3.4
2. 位置结点中的标记数可以是任意正实数 t_k , 它用标明标记数 t_k 的圆圈表示, 见图 3.4, 图中 m 和 n 分别表示该位置结点的输出连线和输入连线的数目, 当 $m=0$ 时, 该位置结点称为模糊 Petri 网的输入结点, 当 $n=0$ 时, 该位置结点称为模糊 Petri 网的输出结点。
3. 模糊 Petri 网中的输入连线和输出连线上标有额定输入量、额定输出量以及连接强度, 它们用标明这些数据的有向边 (箭头) 表示, 见图 3.4
4. 模糊 Petri 网就是上述两种模糊结点用输入/输出连线连接成的一个带标识的图, 见图 3.5

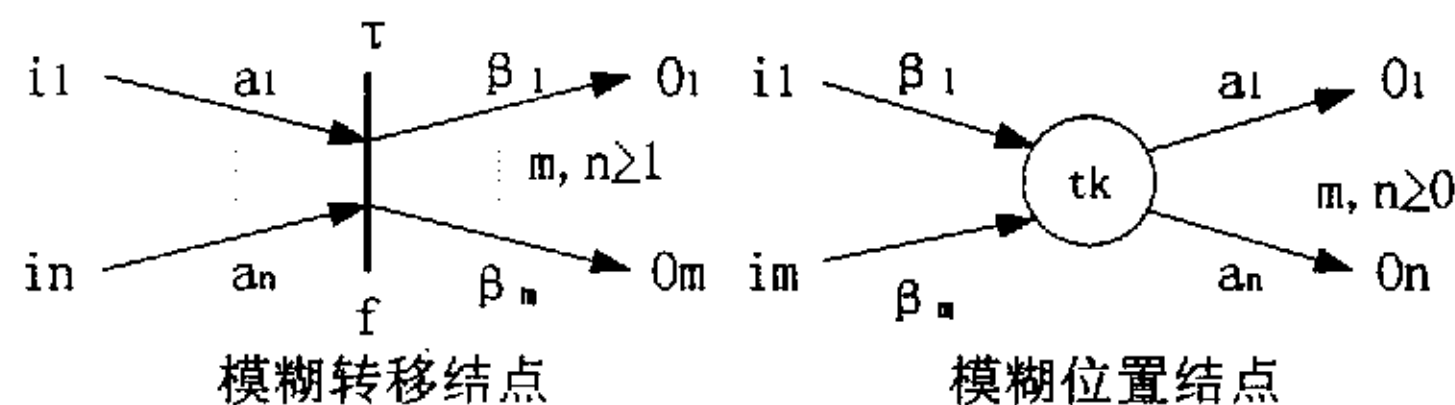


图 3.4 模糊转移结点和模糊位置结点

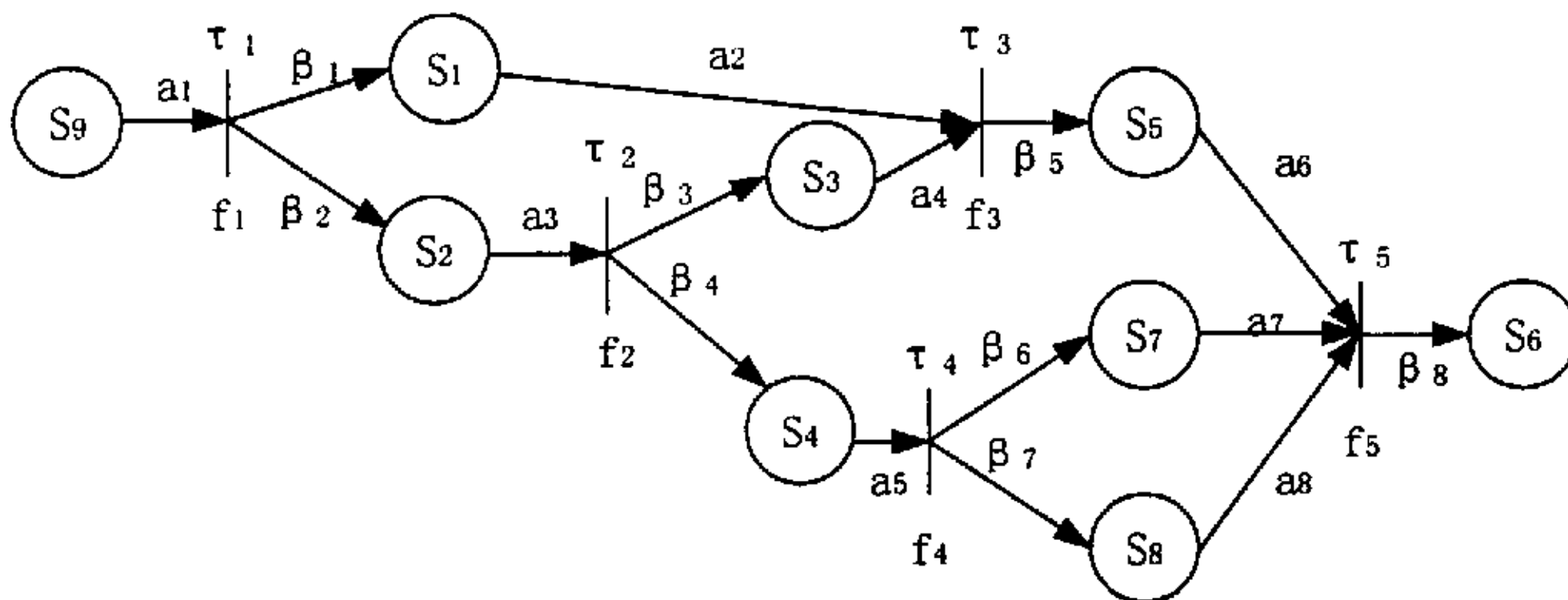


图 3.5 模糊 Petri 网

模糊 Petri 网也是一种可运行网络，在运行时不象普通 Petri 网那样状态是离散化的，而是具有连续性。在模糊 Petri 网运行之前，先进行初始化，即给每个位置结点赋予一个大于等于 0 的正实数（0 可以不标出），称为位置结点的标记数。运行时，首先计算模糊转移结点的各输入连线上的输入强度。输入强度是输入连线上的输入量（或者是额定输入量，或者是 0，它必须小于等于相应输入结点中当前的标记数） i_k 和连接强度 a_k 的一个非负函数 $S(i_k, a_k)$ ，满足 $0 \leq S(i_k, a_k) \leq i_k$ ，然后计算定义在各输入强度上的一个非负函数 f 的值（例如求各输入强度之最小值）。当模糊转移结点的各输入强度的 f 值大于等于该转移结点的阈限 τ ，即 $f \geq \tau$ 时，它就具有点火能力。点火的结果是分别从它的第 k 个输入结点中的标记数 t_k 减去 i_k ，即 $t_k = t_k - i_k$ ，然后给它的所有输出线发出相应的额定输出量。

另一方面，对模糊位置结点而言，若第 k 个模糊位置结点的某输入连线（例如第 j 条输入连线）上存在输入量 i_j 并且相应输入连线的连接强度为 β_j ，则其标记数增加 $R(i_j, \beta_j)$ ，即 $t_k = t_k + R(i_j, \beta_j)$ ，其中 R 为一个实数值函数，满足 $0 \leq R(i_j, \beta_j) \leq i_j$ ，模糊 Petri 网就如此一步一步地运行，不断改变着模糊位置结点的状态。

上述的 $R(i_j, \beta_j)$ 和 $S(i_k, a_k)$ 可根据具体情况采用不同的定义，例如当连接强度 a_k 和 β_j 表示“最大传输率”一类物理意义时，可令 $S(i_k, a_k) = \min\{i_k, a_k\}$ ，当连接强度 a_k 和 β_j 表示“传输损耗率”之类含义时，可取两者之乘积， $R(i_j, \beta_j)$ 可类似定义。

实际上普通 Petri 网是模糊 Petri 网的一种特例，在模糊 Petri 网中，令连接强度 a_k 和 β_j 只能取 1 或 0（连接强度为 0 时，其实就是没有相应的连线）（ $k \leq n, j \leq m$ ），并令 $\tau = 1$ ，且位置结点的标记

或 0 (连接强度为 0 时, 其实就是没有相应的连线) ($k \leq n, j \leq m$), 并令 $\tau = 1$, 且位置结点的标记数 t_k 只能取整数, 额定输入量和额定输出量只能取 1, 函数 f, S 和 R 均取求极小函数即可成为普通的 Petri 网, 此外, 存在很多模糊 Petri 网不能用普通 Petri 网来表示的例子, 因为当上述任何一个参数不取上面指定的值时, 所得的网络都不是普通的 Petri 网, 因此, 模糊 Petri 网表示的能力要比普通 Petri 网强得多。

一个模糊 Petri 网用七元组:

$$FPetriNet = \left\{ P, T, I, O, \tau(t), F(t), S_0(p) \right\} \quad (3.8)$$

定义, 其中:

P 是一个模糊位置结点的有限集合;

T 是一个模糊转移结点的有限集合;

I 是 $P \times T$ 上的一个带标识的模糊关系, 表示位置结点到转移结点的连接情况和连接线上的额定输入量、输入强度计算函数 S 以及相应的连接强度;

O 是 $T \times P$ 上的一带标识的模糊关系, 表示转移结点到位置结点的连接情况和连接线上的额定输出量、标记增量计算函数 R 以及相应的连接强度;

$\tau(t)$ 是定义在 T 上的一个取值于 $[0, \infty)$ 中实数的函数, 表示转移结点的点火阈限;

$F(t)$ 是定义在 T 上的一个映象, 它把 T 中的转移结点 t 映像为一个定义在其各输入量上的单调递增的非负函数, 称为结点 t 的状态转移控制函数;

$S_0(p)$ 是定义在 P 上的一个取值于 $[0, \infty)$ 中实数的函数, 表示位置结点在运行开始时的初始标记状态, 亦称初始资源分配。

若一个位置结点只有连线引向转移结点, 而无转移结点用连线引向它时, 称它为该模糊 Petri 网的输入结点。反之, 若一个位置结点, 只有从转移结点引向它的连线, 而无连线从它引出时, 称它为该模糊 Petri 网的输出结点, 例如图 3.5 中 S_9 即是输入结点, S_6 即是输出结点。

§ 3.4 本章小结

本章首先提出在电力变压器故障诊断中, 引入信息融合技术对各种故障信息进行综合应用和推理以确定故障部位, 重点阐述了 Dempster-Shafer 证据理论的原理和算法, 为以后章节建立变压器综合故障部位诊断器打下基础; 其次, 提出了用模糊 Petri 网构造变压器维修专家系统的构想, 并在此基础上介绍了 Petri 网和模糊 Petri 网的概念和结构。

第四章 基于信息融合和 Petri 网的设备状态监测、故障维修系统

§ 4.1 引言

在电力系统中, 高压电气设备运行的可靠性, 在很大程度上依赖于运行人员随时监视设备运行中的异常情况, 并判断发生原因, 给出恰当的检修建议。但深入分析发现, 大型电气设备的状态信息来源众多, 具有复杂的多层次结构和较强的不确定性, 因此如何在所需信息不足的情况下, 研究电气设备故障诊断技术, 提高故障诊断的准确性, 具有特别重要的现实意义。

针对当前电气设备状态监测的现状, 文[16]综合运用人工智能及模式识别技术, 设计并实现了一个以变压器为主的电气设备状态监测的系统模型, 根据此模型, 提出了相应的诊断流程。系统将电气设备的在线和离线监测手段相结合, 通过对在线数据、预防性试验数据和历史数据的分析, 可以及时发现电气设备的潜伏性故障, 并对设备的维修提出相应的意见和建议。

本文的工作是在文[16]的基础上开展的, 是该文工作的深入, 其主要内容包括: 首先, 运用信息融合技术建立电力变压器综合故障部位诊断器, 然后利用基于 Petri 网并行推理能力来构建电力变压器维修专家系统。

§ 4.2 电气设备状态监测系统总体结构

§ 4.2.1 已构建的电气设备状态监测系统总体结构概述^[16]

该系统的总体结构如图 4.1 所示, 从图中可以看出, 系统主要包括以下几个部分:

1. 设备状态评估器

基于模糊 BP 神经网络, 利用在线测量的数据包括油中氢气含量、局部放电量和介质损耗因数对设备当前状态的好坏进行评估。

2. 设备故障分类器

基于径向基函数的神经网络, 利用油中各主要气体的含量, 主要是色谱试验所测得的油中 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 CO 和 CO_2 的含量及产气速率对可能故障的性质进行区分。

3. 设备故障诊断和定位子系统

基于故障诊断专家系统, 利用预防性试验数据以及设备的背景信息确定故障的类型和发生故障的部位。

4. 设备状态预测子系统

基于灰色理论, 利用设备的历史信息对设备的将来状态进行预测, 并提出相应的维修建议, 以防范可能发生的事故。

系统的输出信息是设备当前的状态或存在的故障及其相应的处理办法。

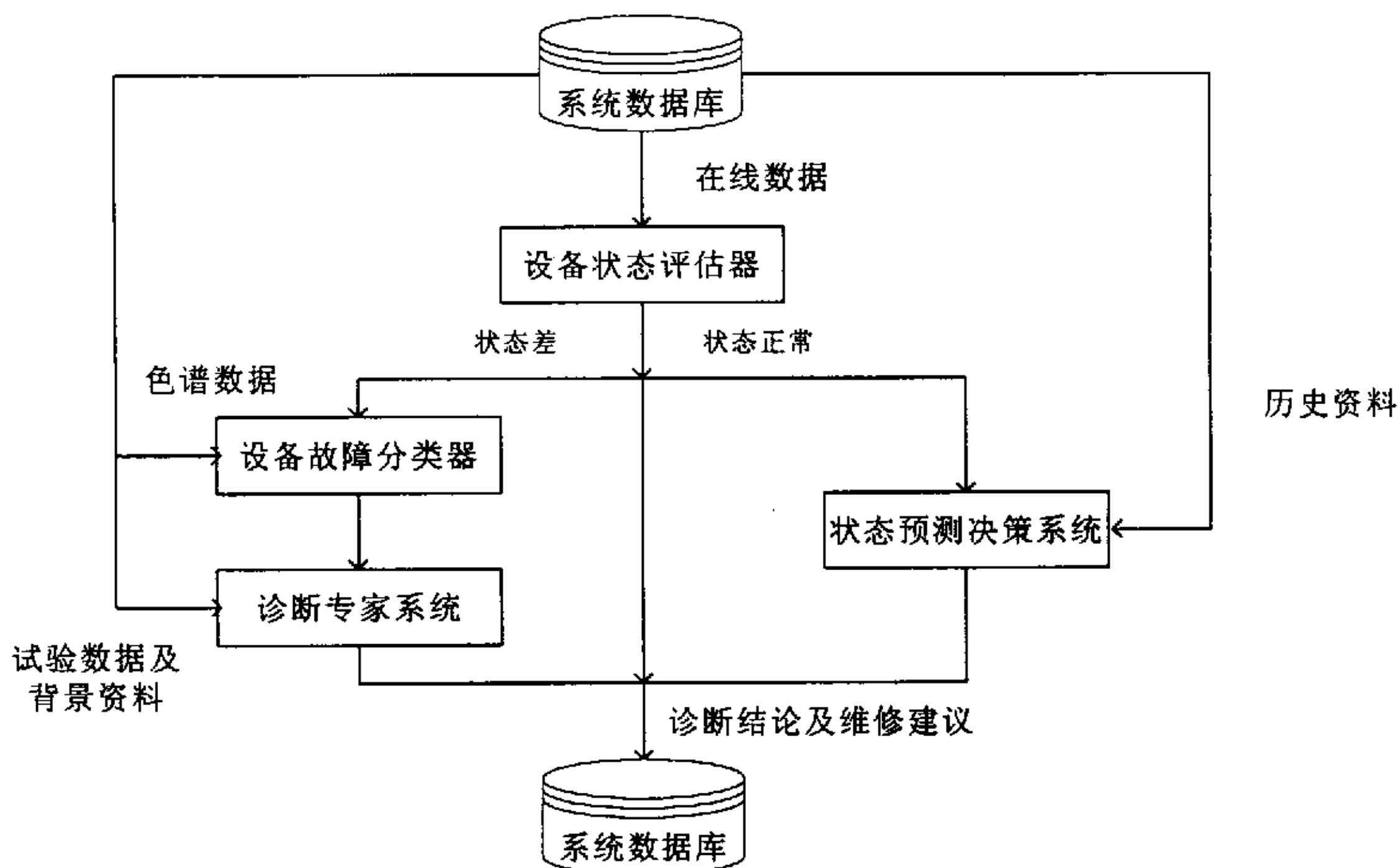


图 4.1 已构建的电气设备状态监测系统总体结构图

§ 4.2.2 基于信息融合和 Petri 网的设备状态监测、故障维修系统总体结构

由于文[16]将重点放在图 4.1 的设备状态评估器、设备故障分类器和状态预测决策系统上，运用模糊 BP 网和基于径向基函数的神经网络，很好的实现了变压器运行状态的预估和故障性质的分类；运用灰色预测理论对变压器油中气体含量进行预测，以判断该变压器未来某一时刻的运行状况，也取得了令人满意的效果。文[16]在如何利用试验数据和背景资料确定故障部位以及如何找出具体的故障原因并给出合理的专家维修建议方面还有许多工作需要展开，众所周知，对于准确的诊断结论和合理的维修建议来说，只了解故障性质是远远不够的，必须依靠合理可靠的故障定位方法，以确定故障部位和原因，为变压器设备维修提供依据参考。文[16]在故障诊断专家系统模块中，利用包括色谱试验在内的变压器预防性试验结果确定故障的具体类型和故障发生的部位，这种方法主要存在以下不足：

- 1) 指明故障发生的部位甚至严重程度要求尽量利用设备故障的全面信息进行综合考虑，从而得出更为准确的结论，不仅要利用预防性试验和 DGA 分析的结果，其他各种分析手段及现场运行经验也应参与故障诊断；而且，这种综合诊断已经不再是简单的“if-then”规则组合所能胜任的；
- 2) 仅仅依赖于专家系统来确定故障发生的部位对专家系统提出了很高的要求，相当于必须有一个“资深专家”对于变压器的状态进行诊断，此时必须保证专家库中的规则有相当数量和正确无误的质量，由于目前专家系统机器学习能力低下，人工方式知识获取效率差必然使专家系统知识难以完备，因此，建设这种高要求的专家库无疑是非常繁重和不现实的；
- 3) 专家系统中基于知识的推理，存在着“匹配冲突”和“组合爆炸”的问题，尽管可以采取将规则知识分块等处理方法，专家系统的诊断推理尤其是基于不确定性知识的模糊推理仍然速度慢、效率差，难以适应监测控制实时性的要求；

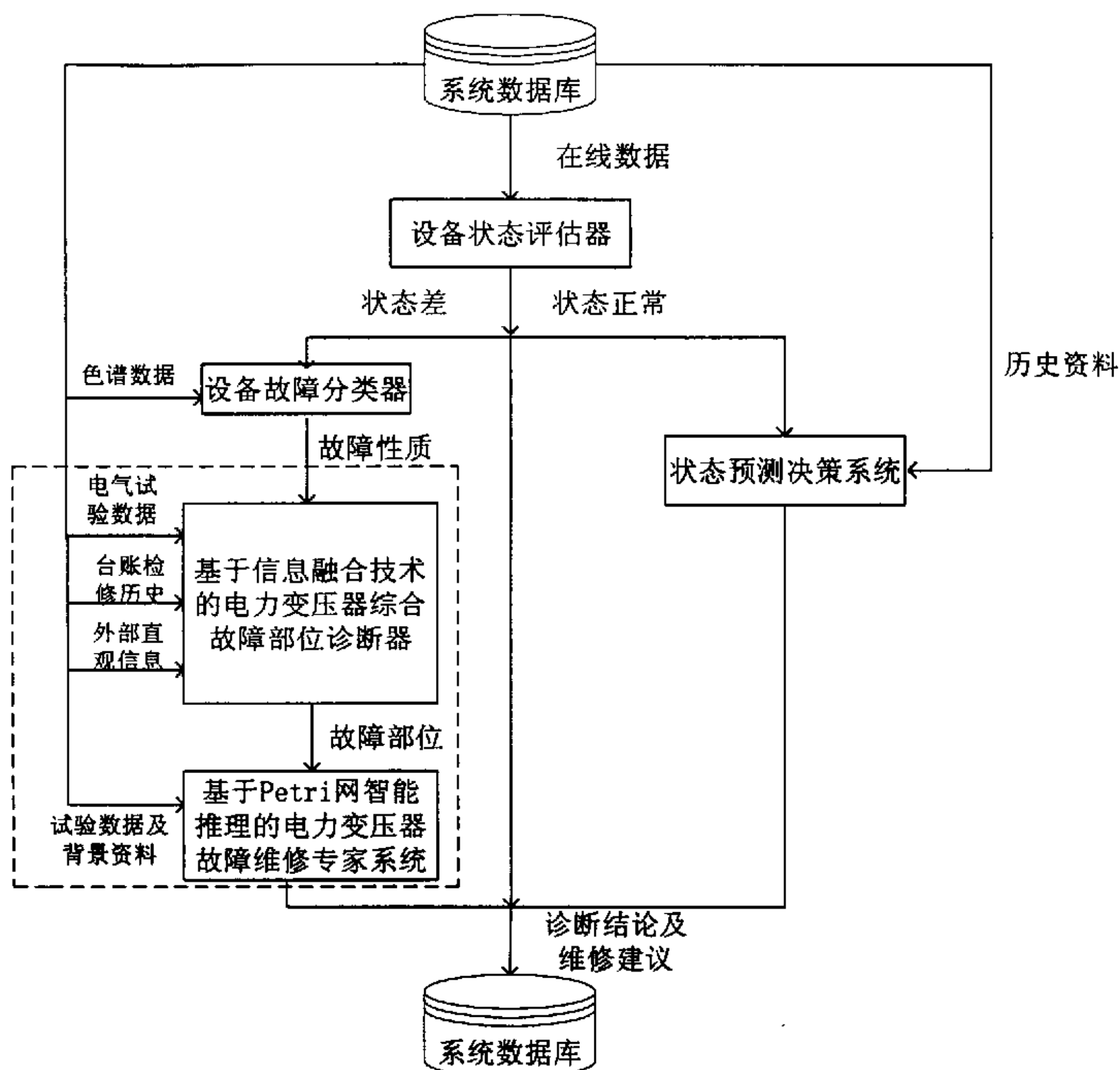


图 4.2 基于信息融合和 Petri 网的设备状态监测、故障维修系统总体结构图

基于上述因素考虑，本文在图 4.1 的基础上进一步深入扩展了两个模块，即：基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器和基于 Petri 网智能推理的电力变压器故障维修专家系统，这样使整个电气设备状态监测系统结构上更加合理，功能上更加趋于完善。具体的系统总体结构如图 4.2 所示，其中的虚线框内的诊断和维修模块是本文的重点内容，首先利用原有故障分类器确定故障类型，将此结果结合该变压器的电气试验数据、台账检修历史和外部直观信息等，送入“基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器”中，以确定具体故障部位，该模型具有较强的知识表示和不确定性处理能力，而且，证据推理的引入，使故障综合诊断的过程更为直观和清晰；其次，将“基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器”的诊断结果即故障部位信息输入“基于 Petri 网智能推理的电力变压器故障维修专家系统”中，以确定具体详细的故障原因，并依据此故障原因给出合理的维修建议，该模块充分利用了模糊 Petri 网具有便于描述系统状态变化、对系统运行特性便于分析和可以在不同层次上变化描述等特点有效的解决了变压器维修专家系统中搜索匹配效率低等问题。

§ 4.3 基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器^[38]

基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器的功能是充分考虑到电力变压器的故障信息来源众多及其表现出互补、冗余、互斥等特点，且故障征兆与故障类型之间往往存在很强的不确定性，利用“设备故障分类器”的输出结果，结合电气试验数据，设备台账检修历史和设备运行外部直观特

征等可用的故障定位信息,借助 D-S 证据推理技术以确定故障的具体类型和故障发生的部位。

§ 4.3.1 变压器故障部位辨识框架的形成

设 $\Omega(\Theta) = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$ 为变压器故障部位的穷举集合,在故障诊断过程中,通过对故障特征信号的观察、分析与处理,如果存在多个证据支持或否定 Ω 中的某个或某些故障部位,就需要对这些证据的信任进行组合,在证据理论中 Ω 称为辨识框架。

运行实践表明^[39],在多数情况下,变压器最易发生故障的部位有以下几种:①套管下端部裂纹;②分接开关接触不良;③引线结头断开或接触不良;④穿芯螺杆绝缘不良;⑤铁心多点接地;⑥绕组匝间绝缘击穿。而且考虑到为了诊断的准确性,科学性和可信性,辨识框架必须全面囊括电力变压器所有常见的故障,本文第二章中提到,电力变压器常见故障按故障发生部位可分为:①套管故障,②分接开关故障,③端子排故障,④油故障,⑤铁心故障,⑥绕组故障和其他附属设施故障等,依据此种分类方式,兼顾到变压器比较常见的故障发生部位,确定本模块的故障部位辨识框架为:

$$\Omega(\Theta) = \{f_0, f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, \theta\} \quad (4.1)$$

式中: f_0 为正常状态; f_1 为套管故障; f_2 为分接开关故障; f_3 为端子排故障; f_4 为油故障; f_5 为铁心故障; f_6 为绕组故障; θ 为变压器发生上述可能故障的总集。因此 θ 含有 f_0, f_1 等 7 个元素,而 θ 子集的子集数有 $2^7=128$ 个,即 $A_1=\{f_0\}$, $A_2=\{f_1\}$, $A_3=\{f_2\}$, $A_4=\{f_3\}$, $A_5=\{f_4\}$, $A_6=\{f_5\}$, $A_7=\{f_6\}$, $A_8=\{f_0, f_1\}$, $A_9=\{f_0, f_2\}$, ..., $A_{127}=\{f_0, f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6\}$, $A_{128}=\{\Phi\}$, 其中 Φ 为空集。

若 $m(A) = m(\{f_1\}) = 0.3$,则表示“ A 是套管故障”的可能性是 0.3,此时 $m(A)$ 表示的含义和我们传统意义上的概率是一致的;

若 $m(A) = m(\{f_1, f_2\}) = 0.3$,则表示这个 0.3 不知如何分配,但 A 不是 f_1 套管故障就是 f_2 分接开关故障,但决不会是 f_3 到 f_6 中的任何一种故障,这说明,对两个及以上元素组成的子集来说,其基本概率指派实际上代表一种不确定度,此种知识的表示对传统意义的概率统计理论来说有点束手无策,这也是我们为什么要引入基本概率指派函数的原因所在。

显然, θ 中的 7 个元素表示了命题真值即电力变压器状态的“定义域”, θ 的子集表示在这个“定义域”内的某一具体取值,而子集的基本概率指派函数表示了取此值的可能性,但无论如何所取之值是 7 个元素之一。如 $\theta = \{f_0, f_1, \dots, f_6\}$ 表示电力变压器的状态由且仅由“正常状态”,“套管故障”,“分接开关故障”,“端子排故障”,“油故障”,“铁心故障”,“绕组故障”七者之一表征,子集 $A_{14} = \{f_1, f_2\}$ 也不表示电力变压器同时产生“套管故障”和“分接开关故障”,而表示“套管故障”或“分接开关故障”两者之一。

§ 4.3.2 基本概率指派函数的构造

Shafer 曾指出,在证据理论中,证据指的不是实证据,而是我们的经验和知识的一部分,是我们对该问题所作的观察和研究的结果。因而对电力变压器故障部位的识别来说,由多源信息获得的信息数据并不能直接作为证据使用,而是要借助于人的作用对不同的命题赋予相应的基本概率指派函数,即人的知识与经验是监测数据与证据处理之间的桥梁,而且由本文 3.2.2.2 节对基本概率指派函数的定义可知:对于辨识框架 θ 上的集函数 m ,只有当 m 满足以下两个条件时:

$$\begin{cases} (1) & m(\Phi) = 0 \\ (2) & \sum_{A \in \theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (4.2)$$

m 方能称为辨识框架 θ 上的基本概率指派函数。基本概率数 BPN 即 $m(A)$ 反映了对 A 本身的信度大小。4.2 式中条件 (1) 反映了对于空集 (空命题) 不产生任何信度; 条件 (2) 反映了虽然可以给一个命题赋以任意大小的 BPN, 但所有命题的 BPN 之和必需等于 1, 亦即总 BPN 为 1。

考虑到上述两个约束条件, 为了构造基本概率指派函数, 把电力变压器预防性电气试验结果, 台账检修历史, 外部直观信息, 在线检测情况等技术分析的特征信息按故障类型、故障部位、故障原因及其相关情况表示为若干个产生式规则, 所有的规则都以二维表的形式存储在分析系统的数据库中, 这样做的好处是便于规则库的管理, 以后添加或删除某些规则都很方便, 如:

rule1: IF 变压器异常, 且三比值为 0.22, THEN 三比值法诊断为存在高于 700℃ 的热故障 CF = {0.95}

rule2: IF 特征气体 CH_4 和 C_2H_4 两者之和占总烃的 80% 以上 AND 特征气体含有少量 C_2H_2 其含量小于总烃的 6% THEN 特征气体法诊断为严重过热故障 CF = {0.9}

rule3: IF 三比值法诊断为高于 700℃ 的热故障 THEN 分接开关或端子排或铁心故障 CF = {0.53} 上

述规则表示成 IF E THEN H CF = {c}, 其中:

(1) E 为条件: 它是一个二元组, 由条件本身及其信任度组成, 当 E 为简单条件时, 信任度 CER(E) 由与之匹配的证据确定, 即如果是用户提出的初始证据, 则信任度由用户给出; 若证据是前面推出的中间结论, 信任度由 D-S 合并规则 (3.6) 式得到;

(2) H 为结论, 用辨识框架中的子集表示, CF 为规则强度, 表示当条件 E 为真时, 结论 H 有 CF 大小的信任度, 它由领域专家根据自己的经验和知识给出, 且满足:

$$CF(\Phi) = m(\Phi) = 0 \quad (4.3)$$

$$\sum_{H \in \Omega} CF(H) = \sum_{H \in \Omega} m(H) = 1 \quad (4.4)$$

其中, m 为辨识框架上的基本概率指派函数。

显然, 结论 H 的信任度与条件 E 为真的程度有关, 把结论 H 的信任度用基本概率指派函数定义为:

$$m(H) = CER(E) \times CF(H) = CER(E) \times c \quad (4.5)$$

$$m(\theta) = 1 - m(H) \quad (4.6)$$

上述定义意味着除结论 H 外的其他子集的基本概率指派为 0。

§ 4.3.3 证据组合与推理

证据的组合与推理过程是不确定值沿推理网络传播的过程, 即证据不断组合 (信任函数 Bel 合成) 的过程, 该过程主要包括两方面:

- (1) 根据相匹配的产生式规则求出相应的基本概率指派函数, 实现信任度的传递与更新;
- (2) 根据基本概率指派函数求出相应的信任函数和似真函数, 从而得到信任区间:

$$H(Bel(H), Pla(H)) \quad (4.7)$$

$$\text{其中: } Bel(H) = \sum_{B \subseteq H} m(B), \quad Pla(H) = 1 - Bel(\bar{H})$$

$$H(Bel(H), Pla(H)) \quad (4.7)$$

$$\text{其中: } Bel(H) = \sum_{B \in H} m(B), Pla(H) = 1 - Bel(\bar{H})$$

如果有两条及以上的证据支持同一个结论, 假定结论为 H 的 k 个规则被激发, 则对应应有 k 个基本概率指派函数, 分别为 m_1, m_2, \dots, m_k , 则组合基本概率指派函数如下:

$$m = m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 \oplus \dots \oplus m_k \quad (4.8)$$

(4.8) 式的计算可依据 D-S 合成规则 (3.6) 式, 通过递推的方法进行, 得到信任度组合。

§ 4.3.4 基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器的应用实例

实例 1: 某主变, 型号为 SFP8-120000/220 容量 120MVA, 额定电压 220kV, 91 年 6 月出品, 95 年 6 月 22 日投入运行, 从 99 年 3 月份起发现油中溶解气体分析结果异常, 怀疑内部可能存在过热性故障, 通过铁心外引线用 250~2500V 不同电压等级的兆欧表摇测铁心绝缘电阻, 测量结果: 变压器铁心对地绝缘电阻最大不超过 2kΩ, 较预防性试验时所测数据 (30MΩ/250V、DC) 有很大下降, 其色谱分析数据如表 4-1 所示:

表 4-1 某故障变压器历次油中溶解气体分析结果

单位: ppm

采样日期	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	CO	CO ₂	备注
1998.4.7	19	6.4	1.5	1.5	—	483	4502	正常数据
1999.3.11	32	41.6	11	120	2.6	576	6832	发现异常
1999.3.31	43	51.9	11.6	127	2.9	777	5478	
1999.6.11	42	52.7	13.9	154	3.6	522	5155	

后来, 1999 年 7 月, 该变压器出现轻瓦斯气体动作, 而且现场可以闻到轻微气体异味, 说明故障较严重。

故障部位的综合诊断推理过程如下:

- 1) 图 4.1 中设备故障分类器诊断结果: 将表 4-1 中出现异常以后的色谱数据, 输入该设备故障分类器中, 输入结果显示, 该变压器存在涉及固体绝缘的导磁回路过热故障;
- 2) 四比值法诊断: 四比值法主要用来对过热性故障发生的回路进行诊断, 其判断依据是若 DGA 分析中, 当 $CH_4/H_2=1\sim3, C_2H_6/CH_4<1, C_2H_4/C_2H_6\geq 3, C_2H_2/C_2H_4<0.5$ 时, 则变压器存在磁回路过热; 或者对三比值编码为“022”的 DGA 数据, 若 $CH_4/H_2=1\sim3$ 则为磁回路过热故障, 而若 $CH_4/H_2\geq 3$, 则为导电回路过热。判断结果为导磁回路过热;
- 3) 电气试验测试结果: 主变铁心对地绝缘电阻较低, 初步判断为主变铁心多点接地故障;
- 4) 根据上述的诊断结果, 可构造本例故障诊断的证据空间为:

$$E = \{e_1, e_2, e_3\} \quad (4.9)$$

式中: e_1 表示设备故障分类器的诊断结果为涉及固体绝缘的导磁回路过热故障;

e_2 表示四比值法诊断的结果为磁路过热故障;

e_3 表示电气试验测试结果为主变铁心多点接地故障;

- 5) 对 4) 中描述的实证据空间利用 4.1 式的变压器故障部位辨识框架, 结合领域专家经验进行处理, 即通过证据来综合度量各个故障假设成立的可能性, 从而在 Θ 上构造出适当的基本概率指派函数, 表 4-2 为领域专家诊断结果。

表 4-2 领域专家诊断结果

证据空间	f1	f2	f3	f4	f5	f6
e ₁				√	√	
e ₂				√	√	
e ₃					√	

根据表 4-2，结合前述方法构造出恰当的基本概率指派函数如下：

$$m_1(f_4, f_5) = 0.60, \quad m_1(\theta) = 0.40$$

$$m_2(f_4, f_5) = 0.65, \quad m_2(\theta) = 0.35$$

$$m_3(f_5) = 0.80, \quad m_3(\theta) = 0.20$$

可以看出，它们能够满足 4.2 式的两个约束条件。这里对证据与故障之间的支持、关联强度的评估或度量可以是比较随意的，不要求其取值非常精确，这是由于证据理论对先验概率没有严格的要求而造成的，它充分保证了证据推理算法的稳定性。例如，若证据 e₁ 的出现很明确的支持故障假设 f 的成立，则不同的专家给出的度量可能为 $m_1(f) = 0.8$ ，亦有可能是 $m_1(f) = 0.7$ ；然而，这些不同的度量一般不会显著影响综合诊断结论的正确性。正因为如此，对同一诊断问题，不同知识背景和经验的人员就可以有不同的度量，而这些不同的评估通过有效的证据组合算法，最终将得到一个综合了所有参评人员经验和观点的诊断结论，当然，除了经验之外，相关统计的结果也可以作为度量的重要依据；

6) 将 4) 中描述的实证据空间结合 5) 中确定的基本概率指派函数进行证据组合，表 4-3 列举了三种证据在变压器故障部位诊断中的组合支持程度，共 2 种可能，

表 4-3 变压器故障部位诊断 D-S 组合支持程度

	f4, f5	f5	θ
$m_1 \oplus m_2$	0.860	—	0.140
$m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$	0.172	0.800	0.028

由表 4-3 可见， $[Bel_1 \oplus Bel_2 \oplus Bel_3(f_5), Pla_1 \oplus Pla_2 \oplus Pla_3(f_5)] = [0.8, 1]$ ，决策融合的最终结果

应为：f₅ 铁心故障，其可信度达 80%。考虑到在基本概率指派函数的构造时采取的保守措施，铁心故障实际发生的概率还应该高于这个结果。后来，现场对变压器吊芯，发现，该变压器制造厂采用 3mm 左右厚度的绝缘硬纸板作为铁心下部对地（外壳）的绝缘层，运行中，变压器油中杂质、析出油泥、纤维及其他具有导电性质的悬浮物，在电磁场的作用下，极易附着在铁心下部的绝缘硬纸板上，形成导电“小桥”，构成铁心多点接地通道，这个吊芯检查结果证实了诊断结论的正确性。

这里，仅根据预防性试验结果“主变铁心对地绝缘电阻较低”就可以比较可靠地判断出多点接地的铁心故障，但是，通过在基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器中进行证据的组合运算，再次证实了证据推理是解决变压器故障部位综合诊断问题的有力工具。另外，在证据 e₁ 和 e₂ 进行证据组合以前，f₄ 或 f₅ 故障发生的概率分别只有 60% 和 65%，但由于证据 e₁ 和 e₂ 均对 f₄ 或 f₅ 故障发生的判断是一致的，因此，它们进行证据组合以后使判断 f₄ 或 f₅ 故障发生的概率高达 86%，如表 4-3 所示。这种现象有力地说明了证据的组合运算能够大大提高诊断结论的正确性，而且，从计算的过程可以看出，故障诊断、推理过程是直观且易于理解的。

实例 2：某主变，型号 SFP₇-240000/220，容量 240000KVA，冷却方式是强迫油循环风冷却，该主

变于 1992 年 1 月 3 日投产, 2 月 13 日做色谱分析属正常, 投产半年后, 于 6 月 23 日做色谱分析, 发现总烃已大大超过注意值: 达到 641.9ppm; 7 月 2 日色谱分析时, 总烃又升高至 1433.9ppm, 其色谱分析数据如表 4-4 所示:

表 4-4 主变气相色谱分析结果 单位: ppm

检测日期	H ₂	CO	CO ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	总烃
空载运行前	3	7	95	0.5	—	—	—	
空载运行后	5	8	99	0.6	—	—	—	
1992.2.13	12.1	63.8	546.5	1.9	10.9	6.2	2.4	21.4
1992.6.23	135.9	705.4	3694.1	161	64.4	406.5	10.0	641.9
1992.6.29	150.5	678.2	2887.7	308	93.2	778.1	7.0	1186.3
1992.7.2	261.9	857.4	5233.9	391.2	143.4	887.2	12.1	1433.9

后来, 用电气法测量三相线圈直流电阻, 发现直流电阻均不平衡, 其他试验项目如绝缘电阻, 介质损耗等均无异常现象发生。

故障部位的综合诊断推理过程如下:

- 1) 图 4.1 中设备故障分类器诊断结果: 将表 4-4 中出现异常以后的色谱数据, 输入该设备故障分类器中, 输入结果显示, 该变压器存在导磁回路过热性故障;
- 2) 用特征气体法诊断结果: 总烃高 1433.9ppm, 乙炔 12.1ppm>5ppm, 但未构成总烃的主要成分, 氢含量高 261.9ppm, 甲烷 391.2ppm, 乙烯 887.2ppm, 占总烃的主要成分, 因此推断为严重过热性故障;
- 3) 电气试验测试结果: 用电气法测量三相线圈直流电阻, 发现直流电阻均不平衡。对于各类三相变压器, 不论是一次绕组还是二次绕组, 如呈现出三相直流电阻不平衡现象, 则说明绕组及同绕组相联结的引线、套管或分接开关有故障, 具体故障原因可能是绕组存在匝间短路, 一相绕组某一个或几个并联支路引线头断开或是分接开关接触不良等等;
- 4) 根据上述的诊断结果, 可构造本例故障诊断的证据空间为:

$$E = \{e_1, e_2, e_3\} \quad (4.10)$$

式中: e_1 表示特征气体法诊断的结果为严重过热性故障;

e_2 表示设备故障分类器的诊断结果为导磁回路过热故障;

e_3 表示电气试验测试结果为三相线圈直流电阻不平衡;

- 5) 与实例 1 相似, 对 4) 中描述的实证据空间利用 4.1 式的变压器故障部位辨识框架, 结合领域专家经验进行处理, 将特征气体法诊断结果、三比值法诊断结果、电气试验结果和具体故障部位建立联系, 如表 4-5 所示, 其中 f_1, \dots, f_6 含义同 (4.1) 式相同。

表 4-5 领域专家诊断结果

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
e_1		√	√	√	√	
e_2		√	√		√	
e_3	√	√	√			√

依据表 4-5, 结合前述方法可得故障的基本概率指派函数分别为:

$$m_1(f_2, f_3, f_4, f_5) = 0.65, \quad m_1(\theta) = 0.35$$

$$m_2(f_2, f_3, f_5) = 0.60, \quad m_2(\theta) = 0.40$$

$$m_3(f_1, f_2, f_3, f_6) = 0.80, \quad m_3(\theta) = 0.20$$

其中, m_1 表示特征气体法, m_2 表示设备故障分类器的诊断结果, m_3 表示电气试验法。

6) 将 4) 中描述的实证据空间结合 5) 中确定的基本概率指派函数进行证据组合, 表 4-6 列举了三种方法在变压器故障部位诊断中的组合支持程度, 共有四种可能, 由表中可见, 在四种可能中, 该模型诊断结果的精度随诊断方法的减少而明显降低。由 $[Bel_1 \oplus Bel_2 \oplus Bel_3(f_5), Pla_1 \oplus Pla_2 \oplus Pla_3(f_5)] = [0.688, 1]$, 得到 f_2 与 f_3 的信任区间为 $[0.688, 1]$, 其不确定度 $m(\theta)$ 只有 0.028, 可以判断故障是“ f_2 分接开关接触不良”或“ f_3 引线接头断开或接触不良”, 但因其他电气试验结果正常, 可排除引线接头故障, 因此判断为“ f_2 分接开关接触不良”。该主变实际放油检查后发现, 三相分接开关均未调节在规定位置, 分接头接触不良, B 相分接开关的触头有严重过热现象, 可见判断正确。

表 4-6 变压器故障部位诊断 D-S 组合支持程度

	f_2, f_3	f_2, f_3, f_4, f_5	f_2, f_3, f_5	f_1, f_2, f_3, f_6	θ
$m_1 \oplus m_2$	—	0.260	0.600	—	0.140
$m_1 \oplus m_3$	0.520	0.130	—	0.280	0.070
$m_3 \oplus m_2$	0.480	—	0.120	0.320	0.080
$m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$	0.688	0.052	0.120	0.112	0.028

由表 4-6 分析后可见:

- ① 由于气相色谱分析结果只能说明故障的性质, 不能进一步说明故障可能存在于哪种具体元器件, 因此其专家诊断的不确定性 $m(\theta)$ 比较大, 单纯运用色谱分析结果比较难于给故障定位, 只有多种信息参数的综合诊断才能降低监测的误判率和漏判率。
- ② 对比表 4-6 中各种组合的基本概率指派函数的分布可见, 随着融合次数的增加, 基本概率分配趋向于具有更好的峰值性和可分性, 一方面使 f_1 和 f_2 的信任度提高, 另一方面其他证据及其辨识框架的信任度明显降低, 即 f_1 和 f_2 绝对信任度和相对信任度都有明显提高, 表明 D-S 证据组合可以提高变压器故障部位的分类识别能力。
- ③ 从表 4-6 不确定度 $m(\theta)$ 的变化值可以看出, 经过信息融合后, $m(\theta)$ 明显减小, 而且随着信息融合次数的增加, 其减小幅度更大, 说明 D-S 证据理论应用的有效性还依赖于多个相关证据的组合, 也表明获得的信息越充分, 诊断结论的可靠性越高。

§ 4.3.5 综合故障部位诊断器诊断性能的进一步分析

从上述两个应用实例的推理过程可以看出, 基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器的诊断过程非常类似于一个“专家会诊”过程, 正是由于变压器故障时出现的征兆繁杂且故障类型多样, 虽然, 故障的发生、发展, 必定遵循一定的客观规律, 但故障征兆和故障类型之间存在很强的不确定性, 因此给电力变压器故障的具体定位设置了很大的障碍, 在无法完全或充分了解故障机理的情况下进行诊断, 决策者的知识背景、实际经验甚至主观愿望就将不可避免的参与到诊断过程, 并表现出不同的效应。这个“专家会诊”的过程可以看作是不同的专家基于不同的证据, 从不同的方面对一个或多个故障分别做出各自支持或者否定的判断, 然后再集中起来, 从而形成最终的结论, 可以进一步推断的是, 在相关证据足够充分并比较准确的情况下, 故障诊断最终结论正确的概率非常高。

另一方面, 由于基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断非常注重于专业的分析, 它不仅允许证据正面的支持某故障假设, 还允许反面证据对故障假设进行否定, 并可根据现场经验构造出证据与故障之间新的对应关系, 从而提高诊断的正确性, 比如在上文两个实例中的表 4-2 和表 4-5 就是利用专家经验将已有证据和具体故障部位联系起来的。因此, 这种诊断对专业人员的业务水

平（包括知识背景和实践经验等）也提出了一定的要求，但正如 4.3.4 节实例 1 的 5)所说的，虽然恰当的基本概率指派函数的构造需要依赖于专家的经验形成，证据推理算法在先验概率不是很准确的情况下，仍然具有较好的稳定性，这从原理上降低了诊断方法对专业人员技能的依赖程度，使诊断推理更加容易进行。假如我们改变 4.3.4 节中实例 2 中基本概率指派函数的大小，得出综合故障部位诊断的结论如表 4-7 所示。

表 4-7 改变基本概率指派函数的大小后的决策融合结论

基本概率指派函数的构造						决策融合结论	
$m_1(F_1)$	$m_1(\theta)$	$m_2(F_2)$	$m_2(\theta)$	$m_3(F_3)$	$m_3(\theta)$	$m(F)$	$m(\theta)$
0.800	0.200	0.750	0.250	0.850	0.150	0.7820	0.0075
0.650	0.350	0.600	0.400	0.800	0.200	0.6880	0.0280
0.600	0.400	0.550	0.450	0.750	0.250	0.6150	0.0504
0.500	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500	0.3750	0.1250

注：表中 $F_1 = \{f_2, f_3, f_4, f_5\}$, $F_2 = \{f_2, f_3, f_5\}$, $F_3 = \{f_1, f_2, f_3, f_6\}$, $F = \{f_2, f_3\}$, 表中其他符号的含义同表 4-6 完全相同。

表 4-7 中，第二行的数据就是 4.3.4 节中实例 2 所采用的基本概率指派函数的大小，可以看到，随着行数的增大，基本概率指派函数的构造越来越不能真实的反映征兆和故障之间的内在联系（这种情况可以理解为参与评估的专业人员技术水平的下降），而最后一行数据则代表专业人员对该征兆和故障之间的关系不甚了解，因此，从决策融合的结果看来，最终诊断的结果不是很理想，但从前面几行数据可以看出，只要是对变压器故障诊断机理有基本了解的一般专业技术人员（如一般电力公司的绝缘专职工程师等）基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器都可以比较容易实施诊断，而且得出的结果还是比较令人满意的。

§ 4.4 基于 Petri 网智能推理的电力变压器故障维修专家系统

基于 Petri 网智能推理的电力变压器故障维修专家系统的功能是，将变压器具体故障原因和故障维修方法的专家经验，以二维表的形式存储在系统数据库中，而且按照电力变压器综合故障部位诊断器所区分的故障部位和类型进行有效分类，如与套管故障相关的规则，与铁心故障相关的规则，与油故障相关的规则等等，然后根据“基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器”的输出结果，联合其他一些可用的信息如设备台账检修历史和设备运行外部直观特征等，在专家库中进行规则的搜索和匹配，以尽快确定故障原因并找到合适的故障维修方法，在规则的搜索和匹配过程中，本文利用模糊 Petri 网同步、并发的特点，提出了 Petri 网知识表示的方法，给出了一种表示模糊产生式规则的单级正向模糊推理 Petri 网模型，以极大代数的矩阵算式给出了形式化推理算法，达到了规则搜索的高效性和匹配的准确性。

§ 4.4.1 用于电力变压器故障维修专家系统的模糊 Petri 网简化表示

结合 3.3.2 节对模糊 Petri 网的定义，并暂定 3.8 式中转移结点的点火阈限 $\tau(t)$ 为常数 0.5，将用于维修专家系统的模糊 Petri 网简化表示为： $\{P, T, I, O, \mu^0, \theta^0\}$, $P \cap T = \Phi$, $P \cup T \neq \Phi$ 其中 $P = \{P^0, P^1, \dots, P^n\}$ 对应 3.8 式中的 P，是知识库的状态向量集合，在系统中表示变压器故障征兆和

故障部位的有穷集合: $T = \{T^0, T^1, \dots, T^m\}$ 对应于 3.8 式中的 T , 为维修专家系统中规则的有穷集合;
 $I: P \rightarrow T$ 为规则的输入函数, 它为逻辑量, $I = \{I_{ij}\}, I_{ij} \in \{0, 1\}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$, 对应于 3.8 式中的 I , 当 P_i 为 T_j 的输入时 $I_{ij} = 1$, 当 P_i 不为 T_j 的输入时 $I_{ij} = 0$, $O: T \rightarrow P$ 为规则的输出函数, 对应于 3.8 式中的 O , $O = \{O_{ij}\}, O_{ij} \in \{0, 1\}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$, 当 P_i 为 T_j 的输出时 $O_{ij} = 1$, 当 P_i 不为 T_j 的输出时 $O_{ij} = 0$; μ 对应于 3.8 式中的 $F(t)$, 为规则结论的置信度矩阵, $\mu = \text{diag}(\mu_1, \dots, \mu_m)$, μ_j 为规则 T_j 的置信度; θ^0 对应于 3.8 式中的 $S_0(p)$, 为模糊 Petri 网的初始状态, 表示规则条件的置信度矩阵, $\theta^0 = \{\theta_{P_1}^0, \theta_{P_2}^0, \dots, \theta_{P_n}^0\}$, $\theta_{P_i}^0$ 为 P_i 的初始逻辑状态, $i = 1, 2, \dots, n, \theta_{P_i}^0 \in [0, 1]$, 其值表示 P_i 为真的置信度;。

§ 4.4.2 模糊 Petri 网的推理算法^[40]

本文的推理算法是一种实用的不确定推理方法——MYCIN 的置信度方法^[32], 文献[41,42]也以这种方法为基础, 它的主要思想是模糊命题合取式的真值取各子式真值的最小值, 模糊命题析取式的真值取各子式真值的最大值, 具体来说, 比如系统给每个命题 E 赋一个置信度 CF , 写为 $CF(E)$, 给每个规则也赋一个置信度, 例如规则 IF E THEN H ($CF(H, E)$), 就赋有置信度 $CF(H, E)$ 。证据的传播是很简单的, 对单个前提的规则, 可用使用:

$$CF(H) = CF(H, E) \times \max\{0, CF(E)\} \quad (4.11)$$

对多个前提的规则, 先计算各前提的合成前提置信度, 再用 4.11 式, 例如规则为 IF $E_1 \wedge E_2 \wedge \dots \wedge E_n$ THEN H ($CF(H, E)$), 则:

$$CF(E) = CF(E_1 \wedge E_2 \wedge \dots \wedge E_n) = \min\{CF(E_1), CF(E_2), \dots, CF(E_n)\} \quad (4.12)$$

又如规则为 IF $E_1 \vee E_2 \vee \dots \vee E_n$ THEN H ($CF(H, E)$), 则:

$$CF(E) = CF(E_1 \vee E_2 \vee \dots \vee E_n) = \max\{CF(E_1), CF(E_2), \dots, CF(E_n)\} \quad (4.13)$$

这里借用了模糊集合的运算, 然后根据 4.11 式由 $CF(E)$ 计算 $CF(H)$ 。

结合上述的 MYCIN 的置信度方法, 本算法中引入极大代数中的两个算子:

$$\oplus : a \oplus b = c, a, b, c \text{ 是 } n \text{ 维向量, 则 } c_i = \max(a_i, b_i);$$

$$\otimes : A \otimes b = d, A \text{ 是 } (n \times m) \text{ 维矩阵, } b, d \text{ 分别是 } m \text{ 维, } n \text{ 维向量, 则 } d_i = \max_{1 \leq k \leq m} (a_{ik} \times b_k);$$

为了在网络演化的极大代数运算表示中, 得到变迁输入命题真值的最小值 (即规则前提为真的可信度), 在文献 [42] 中建议用 “neg” 算子, 在其启发下, 按照本文所定义的模糊推理 Petri 网结构,

用下面的式子更准确地、形式化地描述了用于知识表达的模糊推理 Petri 网的知识推理过程:

$$\text{定义} \quad \text{neg}\theta^k = 1_m - \theta^k = \overline{\theta^k} \quad (4.14)$$

$$v^k = I^T \otimes (\text{neg}\theta^k) = I^T \otimes \overline{\theta^k} \quad (4.15)$$

$$\rho^k = \text{neg}v^k = \text{neg}(I^T \otimes (\text{neg}\theta^k)) = \overline{I^T \otimes \overline{\theta^k}} \quad (4.16)$$

(4.14)、(4.15)、(4.16) 式中 1_m 为元素全为 1 的 m 维向量, 其元素值表示命题 P_i 为假的可信度, $i=1, \dots, n$; v^k 为 m 维向量, 中间变量, 表示规则 T_j 前提为假的可信度, $j=1, \dots, m$; ρ^k 为 m 维向量, 表示规则的前提为真的可信度, 假设模糊推理 Petri 网的变迁 T_j 有 q 个输入库所, 其真值分别为 $\theta_{j1}^k, \theta_{j2}^k, \dots, \theta_{jq}^k$, 则 $\rho_j = \min(\theta_{j1}^k, \theta_{j2}^k, \dots, \theta_{jq}^k)$, $j=1, \dots, m$

根据模糊推理 Petri 的特点, 命题 P_i 的下一步状态 θ^{k+1} 应为:

$$\theta^{k+1} = \theta^k \oplus [(O \times \mu) \otimes \rho^k] = \theta^k \oplus [(O \times \mu) \otimes (I^T \otimes \overline{\theta^k})] \quad (4.17)$$

预先设定一个向量间的相似度阈值 $\eta (0 < \eta < 1)$, 向量 θ^k 和向量 θ^{k+1} 间的相似度 δ 定义如下:

$$\delta = \frac{\|\theta^{k+1} - \theta^k\|}{\min(\|\theta^{k+1}\|, \|\theta^k\|)} \quad (4.18)$$

(4.18) 式中 $\|\bullet\|$ 表示欧式范数, 代表了一个向量的长度, 因此相似度也可以描述为两向量之间的距离与较小向量长度的比值;

由此可得推理算法如图 4.3 所示, 图中的推理算法分为如下 4 个步骤:

- 1) 推理开始, 预置 $k=0$, 并根据系统故障征兆确定 θ^0 ;
- 2) 根据 (4.17) 式, 由 θ^k 求得 θ^{k+1} ;
- 3) 根据 (4.18) 式, 由得到的 θ^k 和 θ^{k+1} , 计算二者的相似度 δ ;
- 4) 若 $\delta > \eta$, 令 $k = k + 1$, 重复步骤 2); 若 $\delta \leq \eta$, 推理结束, 输出 θ^k 。

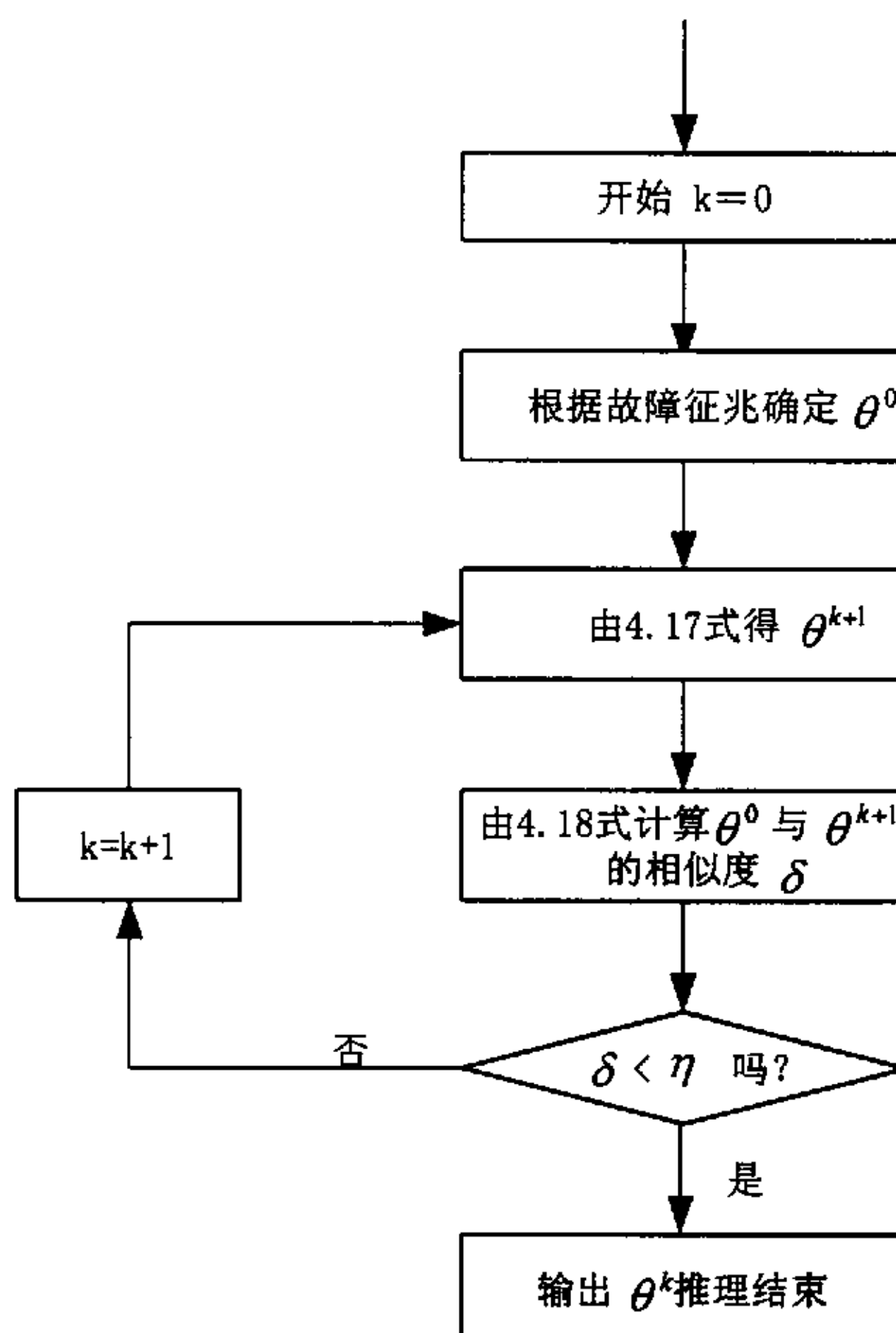


图 4.3 模糊 Petri 网推理流程图

§ 4.4.4 基于 Petri 网智能推理的电力变压器故障维修专家系统推理实例

基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器的输出结果一方面提供给运行人员，一方面被送到基于 Petri 网智能推理的电力变压器故障维修专家系统中作为启发式信息供专家系统使用，那些与综合故障部位诊断器输出结果相关联的专家系统规则将会被优先使用以便尽快确定故障，以迅速找出变压器故障原因并给出恰当的维修建议，使系统具有人类专家解决问题的思维方式。

为了保证本文的连续性和整个诊断流程的完整性，下面针对 4.3.4 节中的实例 1，根据电力变压器综合故障部位诊断器的输出结果，结合实例 1 中其他的故障征兆，来建立模糊 Petri 网，并应用本文中的推理算法查找故障原因，并进一步给出专家的维修建议。

首先，电力变压器综合故障部位诊断器的输出结果是“铁心故障”，根据这个结果并结合其他相关故障信息如气体继电器动作、现场可以闻到轻微气体异味等条件，在维修专家系统中搜索出和以上条件相关的部分规则，作为本推理算法的搜索空间，相关规则如下：

规则 1 (T_1): IF 综合故障部位诊断器诊断输出结果: 铁心故障 (P_1) AND 气体继电器动作 (P_2) AND 摇测对地绝缘电阻很低 (P_3) THEN 变压器铁心多点接地 (P_4), 置信度 $CF=0.9$;

规则 2 (T_2): IF 变压器铁心多点接地 (P_4) THEN 对于可以及时停运或有同规格的备用变压器替换就应该及时停运, 退出运行后彻底消除多点接地故障, 不能及时停运的, 应加强监视, 经常取油样进行色谱分析, 判定故障点产气率的大小, 如产气率较快, 为防止故障扩大, 应退出运行组织检修(P_5), 置信度 $CF=0.8$;

规则 3 (T_3): IF 测量变压器接地线电流很大 (P_6) THEN 对于可以及时停运或有同规格的备用变压器替换就应该及时停运, 退出运行后彻底消除多点接地故障, 不能及时停运的, 应加强监视, 经常取油

样进行色谱分析, 判定故障点产气率的大小, 如产气率较快, 为防止故障扩大, 应退出运行组织检修 (P_5), 置信度 $CF=0.9$;

规则 4 (T_4): IF 综合故障部位诊断器诊断输出结果: 铁心故障 (P_1) AND 变压器油温很高, 油外溢, 并且散发出有焦糊味的难闻气味 (P_7) THEN 由于油路不畅, 变压器带负载运行时油循环冷却作用差, 发出热量得不到及时对流冷却影响铁心正常工作, 应立即停运, 并检查器身撑条是否松动歪斜, 找出油路障碍并排除 (P_8), 置信度 $CF=0.8$ 。

以上知识库的模糊 Petri 网的表示如图 4.4:

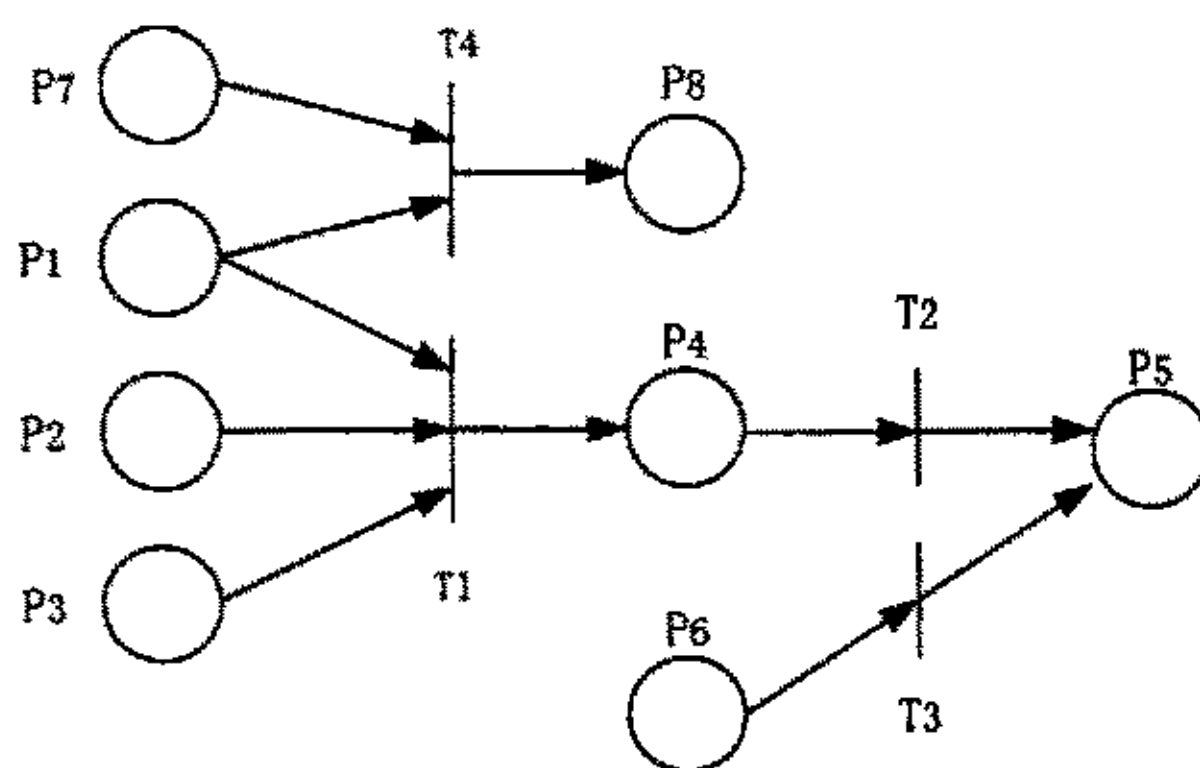


图 4.4 基于模糊 Petri 网智能推理的维修专家系统推理实例

如图 4.4 所示, 根据模糊推理 Petri 网得:

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad O = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$\mu = \text{diag}(0.9, 0.8, 0.9, 0.8)$, 并假设相似度阈值 $\eta = 1E-2$

根据 4.3.4 节中实例 1 的描述和基于信息融合技术的电力变压器综合故障部位诊断器的输出结果, 我们得到有关故障的推理条件为: 综合故障部位诊断器诊断输出结果: 铁心故障 (置信度=0.8), 气体继电器动作 (置信度=1), 摇测对地绝缘电阻很低 (置信度=0.7), 变压器油温很高, 油外溢, 并且散发出有焦糊味的难闻气味 (置信度=0.5), 按照上述图 4.3 所给出的推理算法得到推理步骤如下:

知识库初始状态向量 $\theta^0 = [0.8, 1, 0.7, 0, 0, 0, 0.5, 0]^T$, $\text{neg}\theta^0 = [0.2, 0, 0.3, 1, 1, 1, 0.5, 1]^T$,

$v^0 = [0.3, 1, 1, 0.5]$, $\rho^0 = [0.7, 0, 0, 0.5]$, 由此推出: $\theta^1 = [0.8, 1, 0.7, 0.63, 0, 0, 0.5, 0.4]^T$,

同理可得: $\theta^2 = [0.8, 1, 0.7, 0.63, 0.504, 0, 0.5, 0.4]^T$;

$\theta^3 = [0.8, 1, 0.7, 0.63, 0.504, 0, 0.5, 0.4]^T$;

$$\theta^3 = [0.8, 1, 0.7, 0.63, 0.504, 0, 0.5, 0.4];$$

由于此时相似度 $\delta = 0$ ，即 $\delta < \eta$ ，因此推理结束，命题 θ 的最终状态为：

$[0.8, 1, 0.7, 0.63, 0.504, 0, 0.5, 0.4]$ ，所以可得变压器出现 P_4 的概率为 0.63，出现 P_5 的概率为 0.504，

出现 P_8 的概率为 0.4，在本文中我们设定故障发生的概率阈值为 0.5，由此我们可以得出该变压器的具体故障原因是 P_4 ：铁心多点接地，应该采用的专家维修策略是 P_5 ：对于可以及时停运或有同规格的备用变压器替换就应该及时停运，退出运行后彻底消除多点接地故障，不能及时停运的，应加强监视，经常取油样进行色谱分析，判定故障点产气率的大小，如产气率较快，为防止故障扩大，应退出运行组织检修。推理得出的结论与事实相一致。

由上文实例分析可得：

- 1) 这种用模糊 Petri 网进行知识表达方法简洁、直观，以极大代数矩阵算式表示的形式化推理算法，可有效的应用于模糊推理过程中，算法具有一定的智能推理能力，便于计算机编程求解复杂问题，具有很好的应用前景；
- 2) 利用模糊 Petri 网来表示知识库和关系矩阵，可以从获得的征兆信息中快速有效的推断出故障信息，在推理过程中实现了并行推理，大大减少了以往产生式规则以二维表的形式存储在数据库当中时的搜索步骤，提高了搜索的效率；
- 3) 由于模糊 Petri 网的推理结果是建立在故障概率基础上的，因此它可以有效的应用于变压器故障维修专家系统中不确定性知识的模糊推理，而且速度快，效率高，有效的解决了传统产生式规则表示时专家系统的“匹配冲突”和“组合爆炸”等问题；
- 4) 模糊推理 Petri 网可以通过重建矩阵，便于对知识库进行扩展或删除，有利于知识库的维护和扩充。

§ 4.5 本章小结

作为文[16]的扩展和深入，本章是个重点。本章主要针对当前电气设备状态监测的现状，运用信息融合技术建立电力变压器故障部位综合诊断模型，然后基于 Petri 网的智能推理构建电力变压器故障维修专家系统的规则搜索算法，以判断故障发生的具体原因，给出合理的专家维修建议。

第五章 电力设备面向 RCM 检修策略初探

§ 5.1 引言

随着全球电力体制改革的推进,电力设备维修方式也发生了很大的变化,在电力系统发展初始阶段普遍采用的事后维修(Breakdown maintenance, BM)以及后来发展出现的定期维修制(Time-based maintenance, TBM)都不能很好的满足电网安全、可靠、经济运行的需要,有统计分析表明,电力设备维护成本已经占到电力企业总成本的相当比例,且存在很大的节约空间,因此电力设备维修活动的经济性就受到了很大关注^[43],以可靠性为中心的维修(Reliability-centered maintenance, RCM)就是在这样一种背景下提出来的,它力求在确保设备运行可靠性的同时,最大限度地降低设备的维修费用,RCM 是新的经济形势下产生的维修理念,它表明了对维修活动有从经济上进行优化的必要。下文针对我国电力行业处于实施状态检修的初期阶段这个实际情况,为了提高机组发电的经济性和可靠性,设计了一种面向 RCM 的优化发电设备检修周期的方法。

§ 5.2 电力设备检修方式

§ 5.2.1 电力设备主要检修方式的定义

- 1) 事后维修(纠正性检修,故障检修)即 BM(Breakdown maintenance)或 RTF(Run till failure)
在事故已经出现后,为把设备恢复到能完成所要求功能的状态而进行的检修,简言之,故障发生之后才进行检修;
- 2) 预防性检修,即 PM(Preventive Maintenance),
在预定的停机时间或按照规定进行的,旨在降低故障可能性或功能劣化性的检修,即在故障发生之前、功能明显劣化之前进行检修,以预防故障的发生;
- 3) 定期检修,即 TBM(Time Based Maintenance),
或叫做基于时间的检修,它的理论依据是:设备能通过定期检修,周期性地恢复至接近新设备的状态,检修工作的内容和周期都是预先设定的,到时间就修,目的是防止或延迟故障的发生,我国目前的检修模式基本上就是这样,它这是预防性检修的一种;
- 4) 故障查找,即 FF(Fault Finding),
这是对一些紧急备用设备采取的预防措施,如备用油泵、事故照明、事故直流电源等,由于这些设备平时不用,不会显示故障症状,但如果启动时一旦发生故障,后果严重,所以要定期启动这些设备,查找故障,发现问题及时解决;
- 5) 状态检修(预知性检修,预测检修,视情检修),即 CBM(Condition Based Maintenance), PDM(Predictive Maintenance),
根据状态监测所提示的检修需求进行检修,也就是说对设备状态进行监测,按设备的健康状态来安排检修,这种检修方式解决了多年来在预防性检修中存在检修过剩或检修不足的问题,可以节约大量的维修费用和资源,并提高设备运行的可靠性;
- 6) 主动检修,即 PAM(Proactive Maintenance),
寻找故障的根本原因,修改设计或对设备进行改造,消除故障再次发生的可能,这是一种非常主动的、积极的方式,对于设备的频发性故障,要改变设计进行改造,这并非什么新见解。但作为一种检修方式,却是提出不久。

状态检修和主动检修都要对一些参数进行监测,区别在于:主动检修监测的是参数的异常,这些异常出现时,设备尚未发生实质性故障,但若这些异常不得到及时纠正,则会引发实质性故障,即会发生材料的劣化或设备性能的下降,而状态检修中所监测的是实质性故障的征兆,这时设备已经处于初始故障阶段:

7) 以可靠性为中心的检修,即 RCM(Reliability Centered Maintenance),

通过一套特殊的程序来为设备和零件确定有效的、经济的预防维修任务,并规定维修或监测间隔的一种系统方法,所谓的“特殊的程序”是一套工作方法或是分析方法,先选择要进行分析的系统,明确系统的边界、功能,进行故障模式和后果分析,逻辑树分析,最后选择合适的检修方式;

8) 全员生产维修,即 TPM(Total Productive Maintenance),

以最高的设备综合效益为目标,确立全系统的全员参与的预防维修体系,主要特点是一个“全”字:全效率、全系统、全员参与,“点检制”也属于这种方式,严格的说,RCM,TPM 都不是一种简单的检修方式,而是一种改进原有的检修方式,确定合理的检修策略,进行检修优化的一种思路和方法。

§ 5.2.2 电力设备检修技术的发展

在电力系统发展的初始阶段,普遍采用事后维修制,随着系统电压等级的升高和容量的不断扩大,设备失效的影响范围大为增加,且维修和更换费用也大幅度增长,使简单的事后维修已经无法保证重要设备安全运行。TBM 的推行,为发现和消除故障、保证设备的可靠运行发挥了重要作用,但是,人们在长期的实践中发现,TBM 无法高效地利用检修资源,造成了很大浪费,并且存在维修过渡和维修不足的问题,无法将设备的事故率降低到最小。造成这种局面的根本原因在于:基于经典的“浴盆曲线”理论,维修周期往往规定得很保守,甚至过于保守^[44],对某些电力设备如电力变压器,发电机等而言,严格的质量控制和高质量的现场安装,有可能有效地消除早期事故率,拿电力变压器来说,欧洲有些调查分析表明,即使运行年限达到 35 年以上,变压器的故障率也没有表现出明显的升高趋势^[45],这有力的说明了当变压器的运行年数在 20-40 年之间时,其故障率与运行年限之间的关系仍不甚密切。更值得注意的是,变压器的故障模式复杂多样,每台设备之间均可能表现出强烈的个体差异,TBM 正是忽略了这种差异性,在维修活动中并不加以区别对待。

随着电力设备故障监测和诊断技术,特别是在线监测技术的发展,比较及时、准确地掌握电力设备的技术状态已经成为可能,这促进了 CBM 的产生:根据每台设备的实际状态确定其具体的维修需求及维修方式,需要指出的是,只有那些可以通过合适的技术手段能够及时发现,并有充足的反应时间来进行纠正或防范的故障模式,才能使 CBM 发挥最佳的性能,对于那些迅速发展的故障甚至直接导致设备损坏的突发性事故,无法从故障监测和诊断方面进行有效的预防。有鉴于此,文[14]提出了如图 5.1 的维修策略分类。

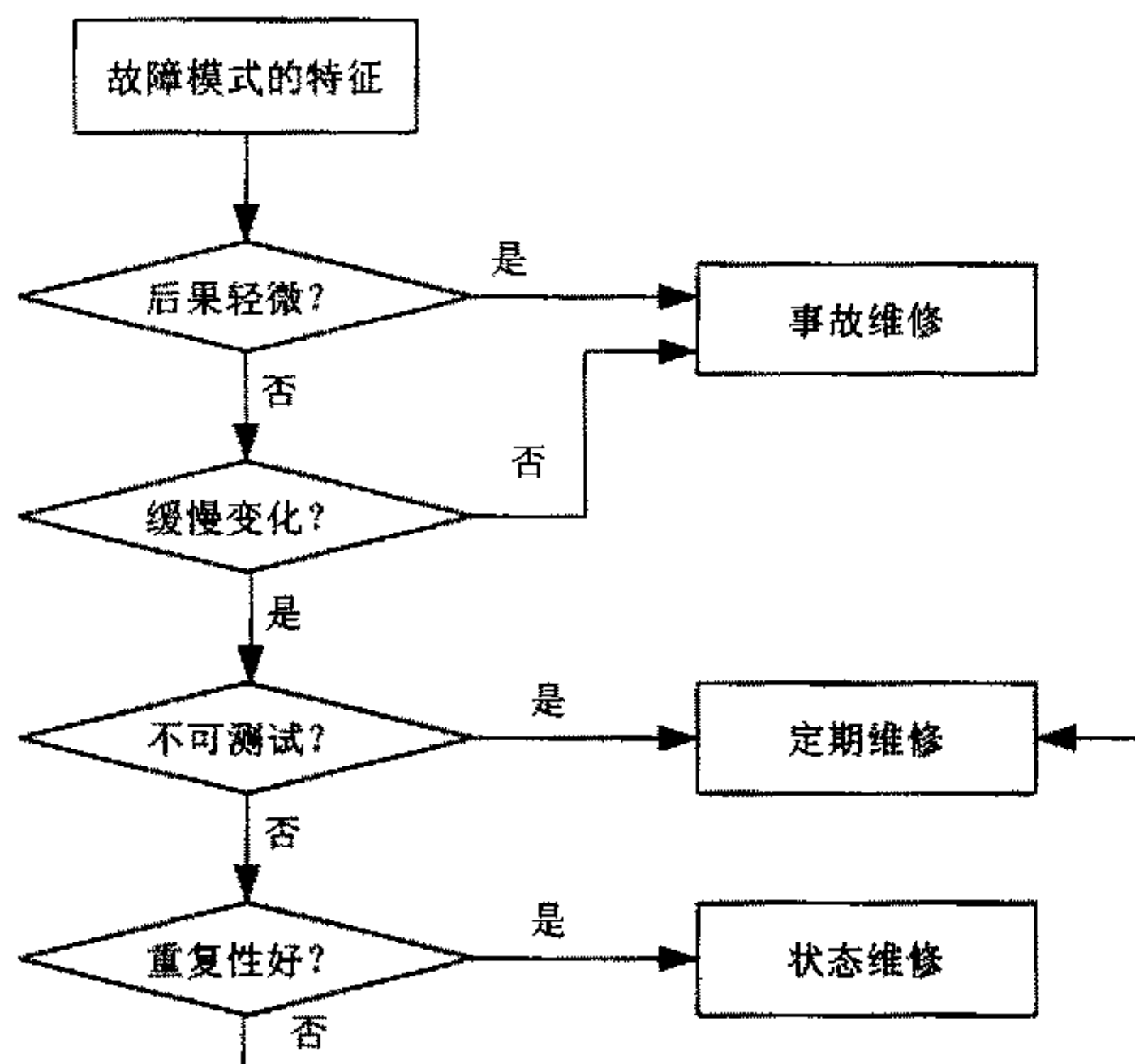


图 5.1 电力设备的维修策略分类框图

随着全球电力体制改革的推进，电力设备维修活动的经济性也受到了很大的关注。统计分析表明，设备维护成本已经占到电力企业运行总成本的相当比例，且存在很大的节约空间，RCM 就是在这样一种背景下提出来的：它力求在确保设备运行可靠性的同时，最大限度地降低设备的维修费用。

§ 5.2.3 RCM 技术概述

70 年代末，Nowlan 和 Heap 首次正式提出 RCM 分析技术，其实质是一种维修哲学，指一个能在给定的运行环境中针对各个物理设备制定出一个合理有效的检修策略的过程，该策略被用于管理能引起任何物理设备功能故障的故障模式，在文[3]中将 RCM 的分析模式总结为图 5.2，从中可以看出其是一个不断循环、发展和完善的过程。

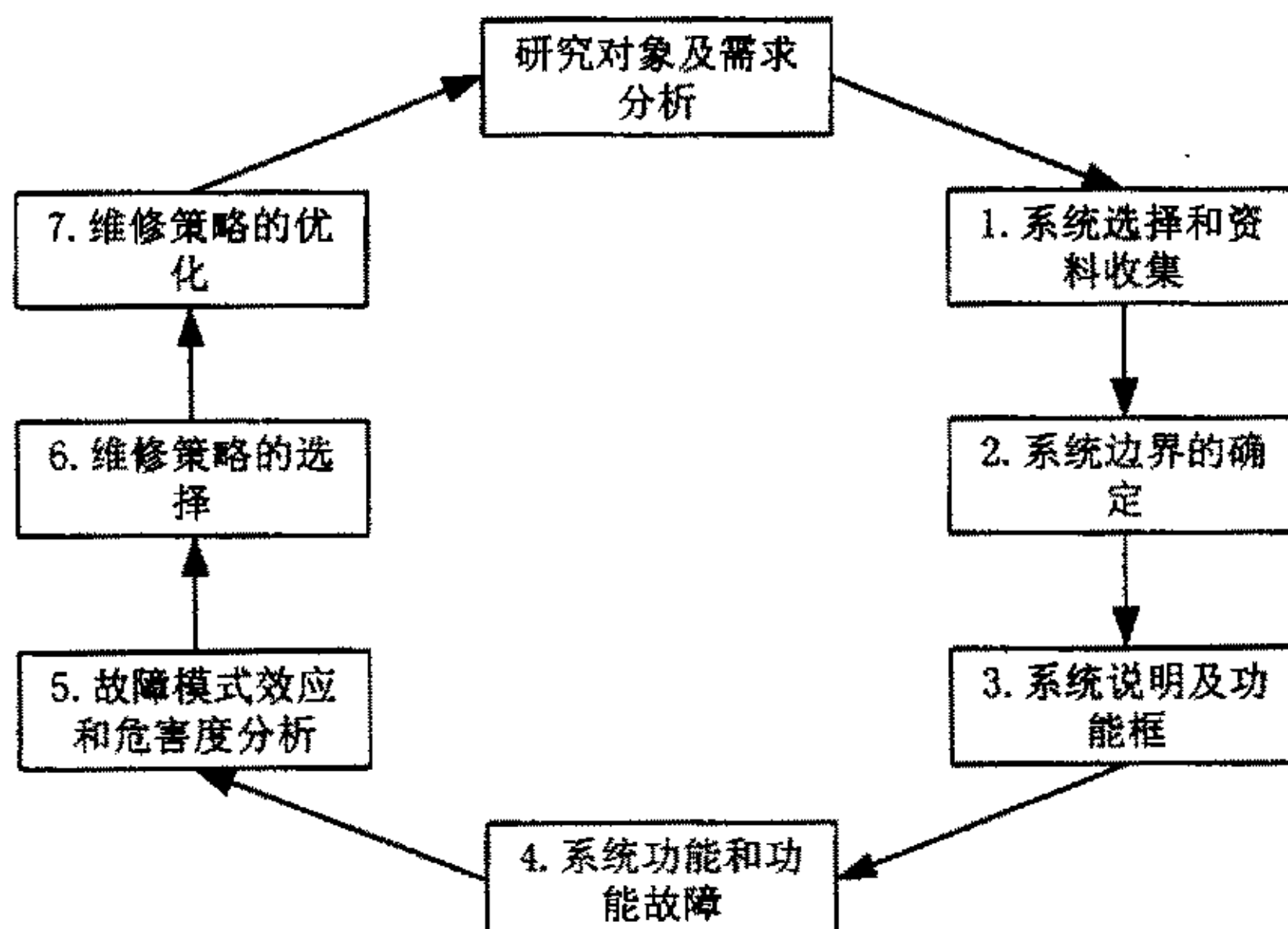


图 5.2 系统 RCM 分析流程

从 80 年代开始,在几乎所有的工业化国家的大多数领域(包括众多的核电厂和火电厂),均采用了 Nowlan 和 Heap 描述的 RCM 制定设备管理策略。RCM 的目的是:在给定的环境中,用于鉴定那些针对能够引起任何物理设备功能故障的故障模式而执行的故障管理策略。几乎所有的有关 RCM 的过程研究都认为真正的 RCM 过程应该能够满意的按照以下顺序回答下面 7 个关键问题^[46]:

- 1) 在当前的运行环境下,该电力设备所期望的性能标准和功能是什么(功能)?
- 2) 在什么样的情况下,它不能完成规定的功能(功能故障)?
- 3) 每个功能故障的原因是什么(故障模式)?
- 4) 每个故障发生时,会有什么现象发生(故障效应)?
- 5) 各故障的重要性如何(故障后果)?
- 6) 预测或预防各故障应该做些什么(主动维修任务和维修间隔)?
- 7) 如果我们不能发现合适的主动维修方案时,针对该故障模式应该做些什么?

为了令人满意的回答上述问题,必须收集以下信息并做出决策,所有的信息和决策必须文件化,便于设备的用户接受和充分利用。另外,一个具有真正意义上 RCM 过程肯定会带来的效益有:

- 1) 提高安全性和环境的完整性;
- 2) 提高运行性能;
- 3) 提高维修成本效益;
- 4) 延长昂贵设备的寿命;
- 5) 提高人员的主观能动性;

§ 5.3 面向 RCM 的发电机合理大修周期的研究^[47]

发电机作为电力系统的重要设备,其检修计划的制定显得尤为重要,然而定期维修制 TBM 中发电厂的设备检修周期,都是执行已有的检修规程和规定,实行“到期必修”的原则,比如,原水电部 1987 年颁发的《发电厂检修规程》(SD230-87)中规定^[48],燃煤机组(机,电,炉)大修间隔为 3 年,小修间隔为 4-8 个月。虽然条文中明确应根据不同情况区别对待,但无定量标准,因此一般情况下只能按上述标准执行,归纳起来,这种检修政策主要存在两个问题^[49]:

- 1) 形成了大量无效劳动和无效投入:现行设备中有 60%-70%的设备仅仅是为了履行“到期必修”的规定,对设备原封不动分解再组装,并没有消除任何的缺陷,确实也不存在要消除的缺陷,这部分检修工作成为无效劳动,消耗了大量的人力和物力;
- 2) 中外大量的设备统计资料表明,不同设备即使其型号,额定电压等铭牌参数相同的情况下,由于其运行环境或状态的差异,在其运行期限内的寿命分布函数是有差别的,这种不论设备型号,厂家及设备运行可靠度大小等如何均按统一的检修间隔是不可取的。

针对定期维修制的缺点,考虑到发电机组运行模式复杂多样,每台设备之间均可能表现出强烈的个体差异,本文提出在 RCM 新的检修理念的指导下,检修周期可以主要根据每台设备的实际运行可靠性指标、设备寿命分布函数并辅助的考虑经济性等因素来确定,根据不同设备的具体情况区别对待。

§ 5.3.1 机组的寿命分布函数与可靠度函数

§ 5.3.1.1 机组的寿命分布函数

从统计学角度来看,每台机组中各个部件的具体寿命是个随机量,可以引用数理统计的概率方法来处理这些数据,以发现一定的规律。假设用非负随机变量 X 来表示一个系统的寿命,我们称一个系统有寿命 X ,表示在 X 长度的一段时间中系统能满意的完成其预定功能。记

$$F(t) = P(X < t), t \geq 0 \quad (5.1)$$

$F(t)$ 为相应的 X 的分布函数, $F(0) = 0$, 对 $t \geq 0$, $F(t)$ 是左连续的。本文考虑到机组的老化和磨损问题, 利用 Weibull 分布^[50,51]来拟合机组的寿命分布函数。其分布函数如 (5.2) 式:
若非负随机变量 X 有分布函数

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta}, t \geq 0 \quad (5.2)$$

其中 $\alpha, \beta > 0$, 则称 X (或 F) 符合 Weibull 分布, 记作 $X \sim Wei(t; \alpha, \beta)$, 这里 α 是尺度参数, β 是形状参数。

§ 5.3.1.2 可靠度函数

对任意正常运行系统, 我们对系统在 $[0, t]$ 中正常工作的概率感兴趣, 即

$$R(t) = P(X \geq t) = 1 - F(t) \quad (5.3)$$

其中 $R(t)$ 称作时刻 t 的可靠度函数, 它描述系统在时间区间 $[0, t]$ 内的生存能力, 在工程中表示系统在时间区间 $[0, t]$ 内, 一定的工作条件下完成预定功能的概率^[52]。 $F(t)$ 与 $R(t)$ 函数的关系特性如图 5.3 所示。

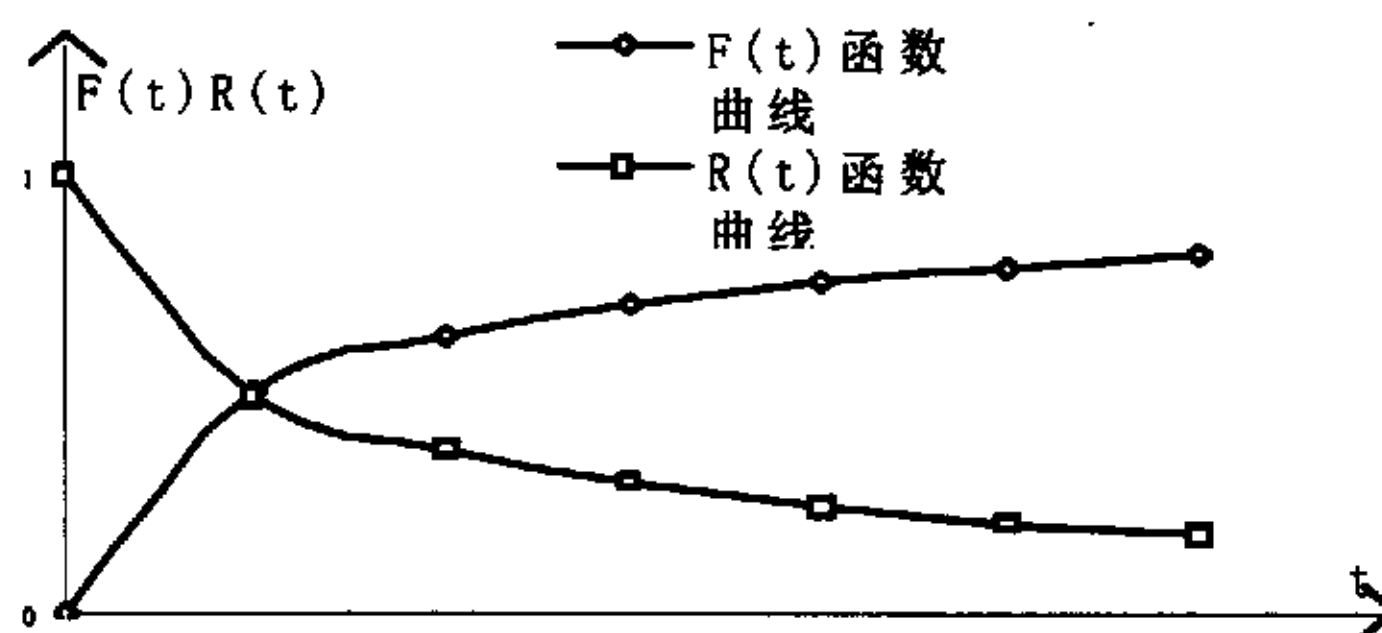


图 5.3 $F(t)$ 与 $R(t)$ 函数的关系特性

系统的平均寿命或失效前的平均时间为:

$$\mu_F = EX = \int_0^{\infty} t dF(t) \quad (5.4)$$

根据交换积分次序的 Fubini 定理, (5.4) 式变为:

$$\mu_F = \int_0^{\infty} (1 - F(t)) dt = \int_0^{\infty} R(t) dt \quad (5.5)$$

记

$$d = \sup\{t : t \geq 0, R(t) > 0\} \quad (5.6)$$

$$D = (0, d) \quad (5.7)$$

若寿命 X 是一个连续型随机变量，具有概率密度函数 $f(t)$ ，则定义 X 的失效率函数为：

$$\begin{aligned}\lambda(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(X < t + \Delta t | X \geq t)}{\Delta t} \\ &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{(1 - F(t)) \times \Delta t} \\ &= \frac{f(t)}{R(t)}, t \in D\end{aligned}\quad (5.8)$$

(5.8)式表明，若 Δt 充分小， $\lambda(t)\Delta t$ 近似的等于系统正常工作到 t 时刻的条件下，在 $[t, t + \Delta t)$ 中失效的概率。

§ 5.3.2 面向 RCM 的发电机合理大修周期的确定

§ 5.3.2.1 目标函数的建立

在 RCM 的检修理念指导下，如何选择合适的发电机大修周期，以提高整个系统的可靠性，保证设备的安全经济运行，成为每个运行人员很关心的问题^[53]，本文将文献[53]中提到可用率（Availability）函数作为优化的目标函数，意思就是希望设备在规定的设备使用寿命范围内，达到最长的正常运行时间，此时的设备的可用率（Availability）为最大。在理想情况下，假设设备的运行寿命为无限长，目标函数的物理意义就是求一个最优的大修周期 t_s ，使该设备在单位时间内的可用率为最大^[53]。构造优化目标函数如公式（5.9）。

$$\max \left\{ \lim_{t \rightarrow +\infty} \frac{E[d(t, t_s)]}{t} \right\} \quad (5.9)$$

其中： $d(t, t_s)$ 为整个设备使用寿命 t 内设备正常运行时间； $E[d(t, t_s)]$ 为 $d(t, t_s)$ 期望值。

对于每个设备来说，其使用寿命 t 往往远大于检修周期 t_s ，根据文献[54]里的推论，可以等效的只考虑在一个设备运行周期 t_c 内的情况，因此有：

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[d(t, t_s)]}{t} = \frac{E[c(t_c, t_s)]}{E(t_c)} = A(t_s) \quad (5.10)$$

其中： $E[c(t_c, t_s)]$ 为一个设备运行周期 t_c 内正常运行时间的期望值； $E(t_c)$ 为一个设备运行周期 t_c 的期望值； $A(t_s)$ 为设备可用率（Availability）；

§ 5.3.2.2 目标函数的求解

为了正确的描述 $E(t_c)$ ，即设备运行周期 t_c 的期望值，本文从统计学的角度考虑问题，将任何

一个设备运行周期 t_c 内设备的运行状态分为三种即正常运行、故障性维修和预防性维修，在整个设备寿命范围内，设备的运行状态是正常运行和另外两种类型随机交错出现。假设在理想状态下，设备在经历故障性维修或预防性维修后均能过渡到正常运行阶段（即新的运行周期开始），而且在新的运行周期开始时运行在图 5.4 的原点状态，即此时的设备可靠性为 1。

很显然，在理想情况下，假设设备突发性故障在整个设备运行周期内随机分布，那么任何设备的运行周期的组成情况大致只有两种模式，在设备的整个运行寿命范围内，往往是两种模式的运行周期随机交替的出现，其一是在整个大修周期 t_s 内正常运行，到 t_s 时间进行预防性维修，下面经过预防性维修阶段 T_s 过渡到新的运行周期，另一种就是在大修周期 t_s 内设备出现突发性故障，强制进入故障性维修阶段，之后转入新的运行周期，如图 5.4 所示：

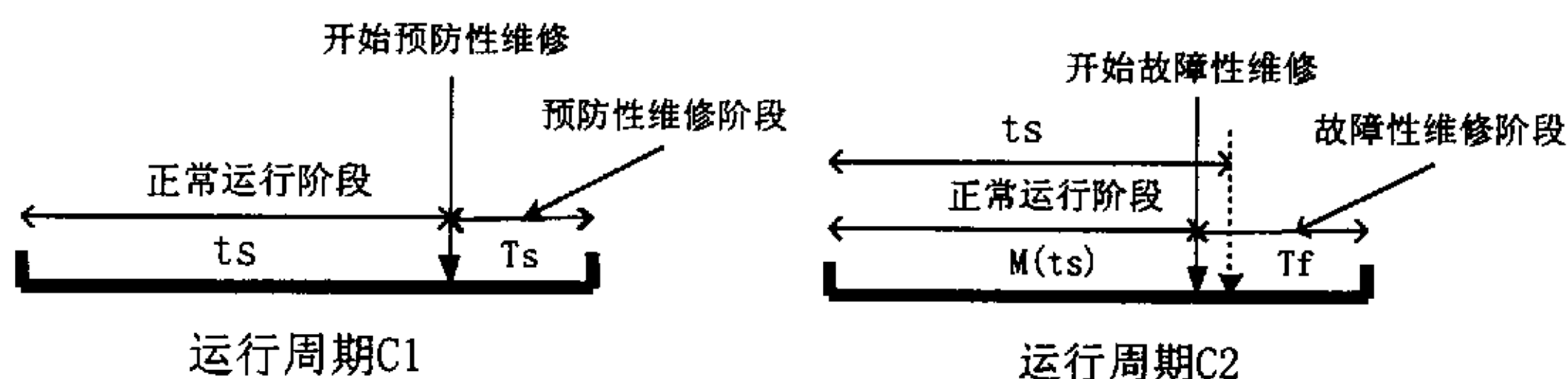


图 5.4 两种可能的设备运行周期示意图

由图 5.4 知：

$$E(t_c) = R(t_s) \times (t_s + T_s) + (1 - R(t_s)) \times (M(t_s) + T_f) \quad (5.11)$$

其中 $R(t_s)$ 是周期 C1 发生的概率； T_s 是预防性维修持续时间； T_f 是故障性维修持续时间；

$$M(t_s) = \frac{\int_0^{t_s} t f(t) dt}{[1 - R(t_s)]} \quad (5.12)$$

其中 $M(t_s)$ 表示一个运行周期内突发性故障出现时，设备平均正常运行时间的期望值； $f(t)$ 是

$F(t)$ 的概率密度函数；

经分析计算得：

$$E[c(t, t_s)] = t_s \times R(t_s) + M(t_s) \times (1 - R(t_s)) \quad (5.13)$$

联合 (5.10)，(5.11)，(5.12) 和 (5.13) 式，计算可得：

$$A(t_s) = \frac{\int_0^{t_s} R(t) dt}{T_s \times R(t_s) + \int_0^{t_s} R(t) dt + T_f \times [1 - R(t_s)]} \quad (5.14)$$

其中 $R(t)$ 为式 (5.3)；

为求 $A(t_s)$ 的最大值，可以将 (5.14) 式两边对 t_s 求导数，使方程式左边为 0，得：

$$\lambda(t_s) \times \int_0^{t_s} R(t) dt + R(t_s) - \frac{T_f}{T_f - T_s} = 0 \quad (5.15)$$

解方程 (5.15) 即可求得最佳检修周期 t_s 。

在确定最佳检修周期 t_s 的思维方式上, 定期维修制 (TBM) 往往采取比较保守的思维方式, 希望以相对较小检修周期 t_s 换来设备运行的较高可靠性指标, 但对于大部分运行工况较好的设备, 往往造成许多没必要的检修资源浪费, 设备过于频繁的进入检修状态, 其可用率必然下降; 而 RCM 的检修理念则需要针对不同类型设备的具体情况, 以可靠性为中心, 制定相对较优化的检修周期, 具体情况具体分析, 既保证了设备的各项可靠性指标, 又在某种程度上节约了检修资源。

§ 5.3.3 算例

图 5.5 大体上表示火力发电机组 2 种可能的可靠度函数曲线^[49], 横轴表示以年为单位的检修周期数值, 纵轴表示机组在任何时间范围内无停运工作的概率, 此数值可近似地看成机组在以年为单位的期间内可靠工作的概率, A, B 表示两种不同可靠性函数的机组类型。

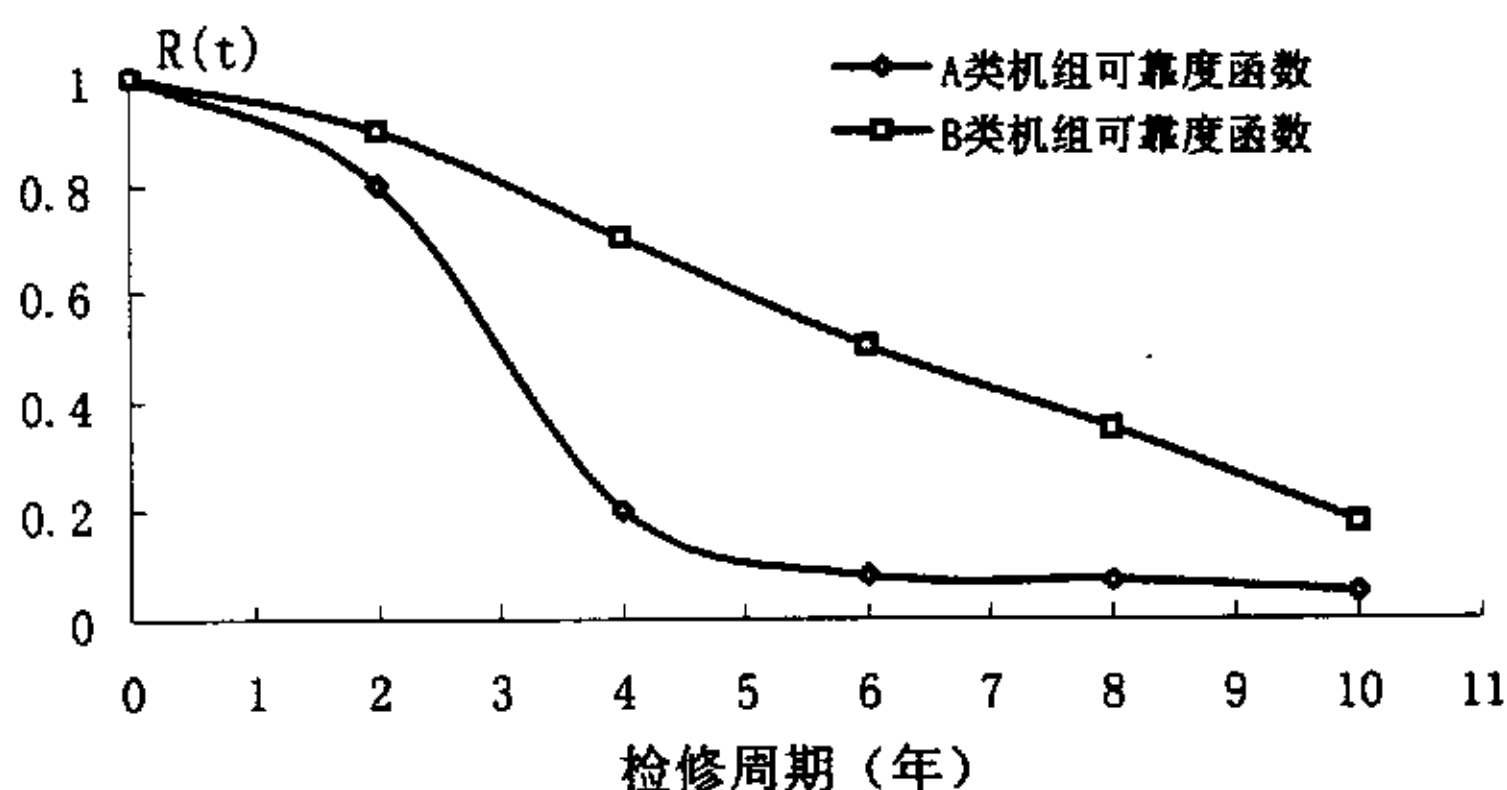


图 5.5 两类机组的可靠度函数曲线

A 类机组: 60%的机组在 2-4 年的工作时间内停运, 用 Weibull 分布函数拟合其设备寿命的分布函数得 $X \sim Wei(t; 3.39, 2.85)$, 因此

$$F(t) = 1 - e^{-0.03 \times t^{2.85}} \quad (5.16)$$

$$R(t) = 1 - F(t) = e^{-0.03 \times t^{2.85}} \quad (5.17)$$

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = 0.0855 \times t^{1.85} \quad (5.18)$$

将 (5.17), (5.18) 代入 (5.15) 式中并假设 $T_f = 2.7T_s$ ^[51], 解方程求得:

$$t_s = 2.31 \text{ 年};$$

由以上计算, 对于 60% 的机组在 2-4 年的工作时间内停运的 A 类机组, 根据其可靠性指标优化的结果, 其大修周期定在 2.31 年为宜;

B 类机组: 此类机组的情况较复杂, 60% 的机组在 3.2-9.5 年的工作时间内停运, 用 Weibull 分布函数拟合其设备寿命的分布函数得 $X \sim Wei(t; 7.16, 1.635)$, 因此

$$F(t) = 1 - e^{-0.04 \times t^{1.635}} \quad (5.19)$$

$$R(t) = 1 - F(t) = e^{-0.04 \times t^{1.635}} \quad (5.20)$$

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = 0.0654 \times t^{0.635} \quad (5.21)$$

将 (5.20), (5.21) 代入 (5.15) 式中并假设 $T_f = 2.7T_s^{[51]}$, 解方程求得:

$$t_s = 7.93 \text{ 年};$$

由以上计算, 对于 60% 的机组在 3.2-9.5 年的工作时间内停运的 B 类机组, 根据其可靠性指标优化的结果, 其大修周期定在 7.93 年为宜;

由算例分析可见:

- 1) 对于 A 类机组由于制造厂家、燃用煤种等因素的不同, 造成其可靠性指标不高, 考虑到系统的安全性问题, 其检修策略的制定可以采用 TBM 中的保守思维, 制定较短的大修周期, 对此类机组的安全经济运行起到了相当作用;
- 2) 对于 B 类机组由于其运行工况较好, 可靠性指标相对较高, 如果按 TBM 保守思维制定的大修周期进行检修, 势必会造成不必要的人力和物力投入, 另一方面人为的误检, 误操作可能会给系统带来故障隐患, 从而降低系统的可靠度, 这类机组可适当延长其大修周期;
- 3) 本文根据文献[50]和[51]的经验, 采用 weibull 分布拟合机组的寿命分布函数, 对于有些特殊机组的可靠度函数曲线, 还可以考虑使用指数分布或 Gamma 分布等拟合。
- 4) 分析 $R(t)$ 的函数特性曲线, 按可靠性条件, 将可用率作为优化的目标函数理论上能够确定机组的合理大修周期, 而且由文中的算例可见, 不同类型的机组大修周期的制定不应该按照 TBM 的保守思维仅仅为了确保可靠性指标而进行统一标注, 应该具体问题具体分析, 本文所提出的方法, 能够优化发电设备的检修周期, 对提高机组发电的经济性和可靠性来说, 是行之有效的。

§ 5.4 本章小结

本章首先简要介绍了电力设备主要检修方式的定义和电力设备检修方式的发展, 重点介绍了以可靠性为中心的检修 (RCM) 的情况, 针对我国电力行业处于实施状态检修的初期阶段这个实际情况, 为了提高机组发电的经济性和可靠性, 设计了一种面向 RCM 的优化发电设备检修周期的方法。

第六章 结束语

本文首先介绍了电力变压器故障诊断课题的研究背景和研究现状,对电力变压器各种常见的故障和常用的故障诊断方法、监测手段,如在线监测技术,油中气体色谱分析和各种预防性试验的原理和优缺点进行了简要分析。接着,作为文[16]工作的深入,在文[16]电力变压器故障诊断系统模型的基础上,提出了两个改进建议:首先,引入信息融合技术理论,在信息融合的理论框架下,应用文[16]中“设备故障分类器”的输出结果并借助证据推理技术,利用尽可能多的故障征兆信息进行故障定位推理,并借鉴现场专家的经验,建立了电力变压器故障部位的综合诊断器;其次,建立了电力变压器维修专家系统,提出了模糊 Petri 网的专家系统知识表示方法,给出了一种表示模糊产生式规则的单级正向模糊推理 Petri 网模型,并以极大代数的矩阵算式建立了形式化的推理算法。最后,结合个人的体会,介绍了电力设备检修方式的发展,重点探讨了电力设备面向 RCM 的检修策略,并针对我国电力行业处于实施状态检修的初期阶段这个实际情况,为了提高机组发电的经济性和可靠性,设计了一种面向 RCM 的优化发电设备检修周期的方法。

电力变压器故障诊断是一项涉及到多方面知识的非常复杂的工作,本文的工作只是一个初步的尝试。要想提高诊断的准确,取得更为详尽的故障信息,还有许多方面的工作需要完善。

1. 众所周知,提高故障诊断过程中的自动化水平是故障诊断的一个重要目标,而从 4.3.4 节的实例分析过程中可以看出,基于信息融合技术的变压器综合故障部位诊断器比较适合于构建交互式的故障诊断专家系统,这主要是由于证据推理过程中,对故障假设为真的程度的度量需要专业人员干预而形成,比如在 4.3.5 节有关综合故障部位诊断器诊断性能的进一步分析中,由表 4-7 可见,综合故障部位诊断器的正常工作需要依赖于对变压器故障诊断机理有基本了解的一般专业技术人员参与,而对于其他自动化程度较高的故障诊断方法如人工神经网络,只要预先将网络训练收敛,后续的诊断工作是不需要人工干预的;
2. 虽然 Petri 网具有同步、并发的能力,且具有描述系统动态性能的优越性,但由于“电力变压器故障维修专家系统”模块中使用的是接近于顺序结构的 Petri 网模型,有可能因为 Petri 网的结点过多而产生组合爆炸问题,另一方面,如何根据“电力变压器综合故障部位诊断器”的输出结果和其他一些有用信息,在庞大的 Petri 网中确定一小部分区域,作为本文推理算法的搜索空间,也是本文后续工作的一个重要部分;
3. 在当前电气设备的信息量难以全面获取的情况之下,对于设备故障的诊断实际上可以看成是利用不完备信息进行模式识别的问题,随着人工智能技术的发展,一些新的理论如灰色理论、粗糙集理论等被提出并逐步受到人们的重视,这些理论可以从不完备的数据中发现隐含知识,由不完备信息推出尽可能准确的结论。将这些新理论与模式识别技术相结合,应用到电气设备故障诊断方面,可望取得一些有用的成果;
4. 由 5.2.3 节关于 RCM 的技术概述可以看出,作为一种发展比较成熟的最优混合维修方式,RCM 的实现是一个系统工程,需要综合考虑安全、环境和经济等各种因素,5.3 节面向 RCM 的发电机合理大修周期的研究,只是在我国电力行业实施状态检修的初期阶段,利用已有的设备寿命分布函数并辅助的考虑经济性等因素来确定机组的检修周期,本质上不能算是真正的以可靠性为中心的维修,还需要在已有发电设备可靠性数据库的基础上,进行可靠性数据分析和评价,建立基于寿命数据的统计模型,详细了解发电设备的状态,从而合理利用发电设备,而且还要结合国家标准和专家经验,利用模糊数学等工具对发电设备进行故障模式、效应和危害度的定量分析,避免定性分析带来的不足和主观因素的影响,总之,后续的工作还有很多。

参考文献

1. 东北电力试验研究院, 东北电网部分主设备状态统计分析, 大连电业局, 1995 年 3 月.
2. 王炳华, 强化管理, 提高电力系统可靠性水平, 中国电力, 第 33 卷第 7 期, 2000 年 7 月, pp.9~13.
3. 曹先常, 蒋安众, 史进渊等, 国外以可靠性为中心的检修技术现状分析, 发电设备状态检修技术研讨会论文集, 国家电力公司发输电运营部, 2002 年 7 月, pp.38~43.
4. Y.Zhang, X.Ding, Y.Liu, P.J.Griffin, "An Artificial Neural Network Approach to Transformer Fault Diagnosis," IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.11, No.4, October 1996, pp.1836-1841.
5. 何定, 唐国庆, 陈珩, 电力变压器诊断的神经网络方法, 电力系统自动化, 第 17 卷第 8 期, 1993 年 8 月, pp.33~38;
6. 何定, 专家系统、人工神经网络及其结合在电力工程诊断领域的应用, 东南大学博士论文, 1993.8
7. C.E.Lin, J.M.Ling, and C.L.Huang, An Expert System for Transformer Fault Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.8, No.1, January 1993, pp.231-238;
8. James J. Dukarm, Transformer Oil Diagnosis Using Fuzzy Logic and Neural Networks, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Vol.1, 1993, pp.329-332;
9. 袁保奎, 电力设备状态监测、预测及故障诊断的研究, 东南大学博士论文, 2002 年 3 月;
10. 孙军, 电力变压器故障种类与部位诊断的研究, 河海大学硕士论文, 1999 年 4 月;
11. J.L.Grardado, J.L.Naredo, P.Moreno and C.R.Ferte A Comparative Study of Neural Network Efficiency in Power Transformers Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.16, No.4, October 2001, pp.643-647;
12. 周建华, 胡敏强, 周鄂, 基于思维模式融合故障诊断的专家系统与神经网络, 电工技术学报, 第 14 卷第 2 期, 1999 年 4 月, pp.1-4;
13. 高文胜, 基于油中溶解气体分析的电力变压器绝缘故障诊断方法, 西安交通大学博士论文, 1998 年;
14. 杨莉, 知识发现在变电设备状态监测及诊断专家系统中的应用, 西安交通大学博士论文, 2001 年;
15. 何新贵, 知识处理与专家系统. 国防工业出版社, 1990 年;
16. 郭基伟, 电气设备状态监测系统的研制, 东南大学硕士论文, 2000 年 8 月;
17. (美) 变压器维护协会编著, 变压器维护指南, 华中、湖北电力试验研究所译, 1991 年;
18. 周武仲, 电力设备维修诊断和预防性试验, 中国电力出版社, 2002 年 4 月;
19. 日本电气书院编, 电气设备故障监测手册, 水利电力出版社, 1984 年;
20. 周泽存, 高电压技术, 水利电力出版社, 1988 年;
21. 国家标准局, GB7252-87 变压器油中溶解气体分析和判断导则, 中国标准出版社, 1987 年;
22. 雷国富, 陈占梅等, 高压电气设备绝缘诊断技术, 水利电力出版社, 1994 年;
23. 张建文, 许允之, 电力变压器预防性试验有效性分析, 变压器, 第 36 卷第 6 期, 1999 年 6 月, pp.27~31;
24. 路长柏, 电力变压器绝缘技术, 哈尔滨工业大学出版社, 1997 年 10 月;
25. 朱德恒, 严璋, 高电压绝缘, 清华大学出版社, 1992 年 2 月;
26. Baozhuang Shi, and Li Yang, An Investigation on the Influencing Factors on On-Line Insulation Monitoring of HV Apparatus, Conference Record of the IEEE International Symposium on Electrical Insulation, Anaheim, CA USA, April 2-5, 2000, pp.81~84;
27. 李洪志, 信息融合技术, 国防工业出版社 1996 年 6 月;

28. 郁文贤, 雍少为, 郭桂容, 多传感器信息融合述评, 国防科技大学学报, 1994 年第 9 期, pp.1~11;
29. 张尧庭, 杜劲松, 人工智能中的概率统计方法, 科学出版社, 1998 年;
30. G,Shafer. A mathematical theory of evidence, Princeton University Press, 1976;
31. A.P.Dempster, Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping, Annals of Mathematical Statistics, 1967, Vol.38, pp.325~339;
32. 杨书子等, 基于知识的诊断推理, 清华大学出版社, 1993 年 12 月;
33. 倪明, 证据理论在电力系统规划中的实用化研究, 东南大学博士论文, 1996 年 3 月;
34. Peterson J L. Petri nets, Computing Surveys, 1977, Vol.9, No.3, pp.223~252;
35. 何新贵, 模糊 Petri 网, 计算机学报, 1994 年 12 月, 第 17 卷 12 期, pp.946~950;
36. 袁崇义, 佩特里 (Petri) 网, 东南大学出版社, 1989 年;
37. Chen S M, Ke J S, Chang J F. Knowledge representation using fuzzy Petrinets. IEEE Transa .Knowledge and Data Engineering, 1990, Vol.2 No.3, pp:311~319;
38. 王蓓蓓, 郭基伟, 谢敬东等, 基于信息融合技术的电力变压器故障部位诊断, 高压电器, 第 39 卷第 1 期, 2003 年 2 月, pp.49-52;
39. 电力工业设备诊断技术专业委员会 变压器故障诊断典型案例汇编 (续 1) 中国电力企业管理 1994 年 2 月;
40. 王蓓蓓, 郭基伟, 谢敬东等, 基于模糊 Petri 网的知识表示方法在变压器故障诊断专家系统中的应用, 电力系统及其自动化学报, 第 15 卷第 1 期, 2003 年 2 月, pp.74-77
41. Chen S.M., Ke J S, Chang J F. Knowledge Representation Using Fuzzy Petrinets, IEEE Transa. Knowledge and Data Engineering, 1990, Vol.2, No.3, pp.311~319;
42. Tzafestas S G, Capkovic F. Petrinet-based Approach to Synthesis of Intelligent Control Systems for DEDS. Computer-Assisted Management and Control of Manufacturing Systems. New York: Springer, 1997, pp.523~531;
43. 尚勇, 油浸式电力变压器的故障诊断及可靠性评估技术的研究, 西安交通大学博士学位论文, 2002 年;
44. 应顺潮, 盛昌达, 电力工业推进维修改革的必要性, 中国电力, 1998 年第 4 期, pp.66~69;
45. Jarman P.N., Lapworth J.A. and Wilson A. Life Assessment of 275 and 400kV transmission transformers, CIGRE Session-1998, pp. 12~210;
46. JA1011, Evaluation Criteria for Reliability-Centered Maintenance (RCM) Processes. USA 1999;
47. 王蓓蓓, 郭基伟, 谢敬东等, 面向 RCM 的发电机合理大修周期的研究, 国家电力公司发电设备状态检修技术研讨会论文集, 国家电力公司发输电运营部, 《中国电力》杂志社, July 2002, pp.137-141;
48. 中华人民共和国水电部, 发电厂检修规程 (SD230-87) 1987 年;
49. 杜作敏, 用可靠性指标确定火电机组合理大修周期的探讨, 电力建设, 1993 年第 3 期, pp.26~27;
50. 程侃, 寿命分布类与可靠性熟悉理论, 科学出版社, 1999 年;
51. George J.Anders, Probability Concepts in Electric Power Systems, 1989;
52. 徐维新, 可靠性与维修管理基础, 兵器工业出版社, 1989;
53. Anders G.J(1984), Inspection Frequency and Availability of Emergency Emergency Equipment. Microelectron Reliab. Vol.24, No.4. pp.638-690;
54. Smith W.L(1955). Regenerative Stochastic Process, Proc .R .Soc. London. Ser. A. Vol.232, pp.6-31.

致谢

对我来说，在东南大学从本科到硕士研究生近七年的生活是人生中最值得回忆的经历。本文是我在此期间学习和研究成果的总结，回顾所取得的每一点进步，无不凝聚了各位老师、同学和亲友的关心与帮助。

这么多年来，最值得感谢的是我的导师唐国庆教授，本论文从选题到完成，每一步都凝聚着导师的学识和心血。在跟随导师学习和从事科研的几年中，导师渊博的知识、严谨的治学态度、敏锐的思想、诲人不倦的长者风范以及崇高的敬业精神都给了我深刻的启迪与影响，使我在短短的几年中，不仅业务水平有较大提高，而且最重要的是从导师那里学到了很多从事科研工作的态度方法以及做人的道理，这将是学生以后人生道路上一笔不可多得的财富。此外，我还要特别感谢导师在我研究生阶段后期遇到困难的时候给予的支持、鼓励和帮助，使我很快顺利度过难关，学生将终生难忘。此时，言辞已经无法表达我对导师的感激之情，唯愿导师健康、快乐。

在课题和论文阶段，我还得到了本教研室卢毅老师、谢敬东老师和周建华老师多方面的指导和热情的帮助，在此向他们致以深深的谢意。

在硕士研究生阶段，我有幸加入了 104GROUP 课题组，这里学术气氛活跃，人员团结友爱，大家互相帮助，热烈讨论，共同提高，结下了深厚的友谊。特别要提到是袁保奎博士，郭基伟博士和柳纲硕士，在研究实际工程课题阶段，我们经常在一起相互讨论、相互学习，在我的论文开题时，他们帮我收集资料，写作期间又给予许多有益的建议，每当想起这些，心中充满了无限感激和留恋。

最后，感谢我的父母、姐姐和男友，感谢他们一直关心我、支持我！

王蓓蓓
2002 年 2 月 21 日

作者在攻读硕士学位期间所发表的论文

1. 王蓓蓓, 郭基伟, 谢敬东, 唐国庆, 面向 RCM 的发电机合理大修周期的研究, 国家电力公司发电设备状态检修技术研讨会论文集, 国家电力公司发输电运营部, 《中国电力》杂志社, 2002 年 7 月, pp.137-141;
2. 王蓓蓓, 李扬, 唐国庆, 冰蓄冷空调技术对南京地区电网调峰的影响, 节能与环保, 2002 年第 8 期, pp.40-42;
3. 王蓓蓓, 郭基伟, 谢敬东, 周建华, 唐国庆, 基于 D-S 决策证据理论的信息融合在变压器故障部位诊断中的应用, 全国高等学校电力系统及其自动化专业第十八届学术年会论文集, 海军工程大学, 2002 年 10 月, pp.1210-1216;
4. 唐为民, 王蓓蓓, 刘福斌, 李扬, 需求侧管理成本效益最优化分析, 电网技术, 第 26 卷第 12 期, 2002 年 12 月, pp.49-52;
5. 王蓓蓓, 郭基伟, 谢敬东, 周建华, 唐国庆, 基于信息融合技术的电力变压器故障部位诊断, 高压电器, 第 39 卷第 1 期, 2003 年 2 月, pp.49-52;
6. 王蓓蓓, 郭基伟, 谢敬东, 唐国庆, 基于模糊 Petri 网的知识表示方法在变压器故障诊断专家系统中的应用, 电力系统及其自动化学报, 第 15 卷第 1 期, 2003 年 2 月, pp.74-77。