

西安交通大学

博士学位论文

大型电力变压器绝缘故障诊断中人工智能技术的应用研究

姓名：钱政

申请学位级别：博士

专业：电气工程

指导教师：严璋

2000.5.1

大型电力变压器绝缘故障诊断中人工 智能技术的应用研究

摘要

针对目前应用人工智能技术进行变压器绝缘故障诊断时所遇到的主要困难，本文进行了深入的研究与分析，进而提出了相应的解决方法。主要的研究工作如下：

提出利用可靠性数据分析中累积频率的概念对油中溶解气体分析数据进行归一化处理；并在引入“类属函数”的概念后，结合多元统计分析技术实现了样本的典型性评价与故障特征矢量的选取。

以变压器的油中溶解气体分析数据为基础，提出了基于神经网络和基于模糊数学的两种新的范例检索算法；并再结合已有的基于欧氏距离的范例检索算法建立范例推理综合故障诊断模型，综合几种范例检索算法的优点来进行变压器绝缘故障的诊断。

建立变压器绝缘故障的综合诊断模型，以充分利用电气试验和油中溶解气体分析中的有效信息进行故障的识别。在将故障的诊断过程分为故障物理征兆的识别与故障部位的确定两部分后，又分别对这两部分中应用的故障诊断方法进行了优化，进一步改善了综合诊断模型的诊断性能。

提出变压器固体绝缘状态的综合评估方法，建议将固体绝缘的老化区分为正常老化与异常老化两种形态，然后利用模糊数学中模糊综合评判和模糊关系方程的概念对这两种老化形态的评估，进而实现了对变压器固体绝缘状况的综合评估。评估的结果将力争对电力变压器的残余寿命预测与维修计划的合理制订有所帮助。

关键词： 电力变压器 绝缘 故障诊断 人工智能

论文类型： 应用研究

Study on Application of Artificial Intelligence in Diagnosis for Insulation Fault of Power Transformer

Abstract

In order to solve these problems encountered in the application of Artificial Intelligence in fault diagnosis of power transformer, some improved methods are presented, the main research work of this dissertation consists of the following parts:

The conception of cumulative frequency in data reliability analysis is utilized to unify the results of Dissolved Gas Analysis. And with the application of the class-attribute function, the evaluation of typicality of samples and the selection of characteristic vectors of fault could be realized by integrating the technique of multivariate statistical analysis.

According to the results of Dissolved Gas Analysis, two kinds of retrieving algorithm established in the Neural Network and the Fuzzy Theory are proposed respectively, then a synthetic diagnosis model is constructed by the combination of the above algorithms and the algorithm based on the Euclid distance. This purposed model could integrate the merits of different algorithm to diagnose the insulation fault of transformer.

A synthetic diagnosis model for insulation fault of transformer is constructed. In this purposed model, the effective information of Dissolved Gas Analysis and the electrical tests are utilized sufficiently. And having divided the course of fault diagnosis into the identification and the location of fault, the diagnosis method of each part is optimized. Thus, the diagnosis accuracy of decision tree model is increased on the basis of these improved measures.

The evaluation method of status for solid insulation of transformer is presented. Firstly, the aging of solid insulation is divided into the normal aging and the abnormal aging, then the Fuzzy assessment and Fuzzy equation are introduced to evaluate the aging degree of each pattern. Thus, a synthetic evaluation for solid insulation is realized. The evaluation results will be helpful to the prediction of

residual life and the arrangement of maintenance.

Key words Power Transformer, Insulation,
Fault Diagnosis, Artificial Intelligence

1 绪 论

综述了电力变压器绝缘故障诊断技术的发展历程和研究现状，并简介本文的主要研究工作。

1.1 引言

安全、优质地供电，是对现代电力系统运行的基本要求。为了满足这些要求，电力系统的规模正变得越来越大，系统的结构和运行方式也变得越来越复杂，这就在某种程度上加大了故障可能波及的范围。自六十年代以来，国内的某些大型电力系统出现了一些大的停电事故，给国民经济造成了巨大的损失^[1]。

“八五”期间，我国主要电网中由设备故障而直接引发的电网事故约占事故总量的 26.3%^[2]，因此提高设备的运行可靠性是保证电力系统安全运行的关键。而电力变压器作为电力系统中重要的枢纽设备之一，在保证电力系统的安全运行过程中占有重要的地位。在表 1-1 中列出了我国电力变压器单台容量和电压等级的增长情况^[3]。

表 1-1 我国电力变压器单台容量和电压等级增长情况表

单台容量增长情况 / MVA								
1936~1952	1952~1953	1953~1955	1955~1958	1958~1960	1960~1971	1971~1988	1988~1995	1995~
0.3	0.5	10	20	120	260	360	400	450
电压等级增长情况 / kV								
1936~1952	1952~1953	1953~1954	1954~1955	1955~1958	1958~1971	1971~1981	1981~	
13.8	44	66	110	154	220	330	500	

可见，随着电力工业的迅猛发展，为满足长距离输电的要求，电力变压器总的发展方向将是高电压、大容量。而根据国内外的运行经验，电压等级越高、容量越大，电力变压器的故障率一般也就越高，且修复时间长、影响面广，有表 1-2 所示的数据可供参考^[4]。

表 1-2 国外大型电力变压器的部分统计数据

电压等级 / kV	平均年事故率 (%)	平均修复时间 / 月
<300	~2	1~2
300~500	~2.9	1~4
700	~6.3	7.9

因此，如能在电力变压器的运行过程中通过必要的检测和试验手段有效地确定出其绝缘状态，将会有助于减少事故的发生，提高设备的运行可靠性带来重要意义。

对电力设备的维护，各国早期都曾采用过事后维修制，即在设备故障导致事故发生后才对设备进行维修。针对事后维修制存在的不足，美国从 40 年代、日本从 50 年代起相继采用定期维修制，即按事先指定的检修周期按期进行停机检修。它虽对提高设备的可靠性起到了一定的作用，但由于未考虑设备的具体状况，且制订的检修周期往往又比较保守，以致于出现不必要的停机与过度维修，甚至可能会因拆卸、组装等过多而导致设备过早损坏^[5]。因此，1954 年起美国的通用电气公司开始倡导“预知维修”的思想，强调以设备状态为基准进行维修，即状态维修制；日本等国在 70 年代左右也转而采用状态维修制。

解放以后，我国电力行业已普遍推行了定期维修制，它曾对保证电力系统的安全、稳定运行起到了有效的监督作用。但经多年的运行实践后发现，定期维修制由于维修计划缺乏针对性，往往容易导致过度维修或维修不足的双重缺陷，因此从定期维修制到状态维修制的转变受到了普遍的关注。国内有些电业部门已迈出了这一步，如大连电业局等从 1992 年起就试行了从定期维修到状态维修的转变，并初见成效。但状态维修的实现，还要依赖于设备状态检测与故障诊断技术的不断发展与普及，因而近年来对故障诊断技术的研究得到了国内外学者的广泛重视，并取得了很多有益的成果。变压器故障诊断技术的研究就是其中的一个研究热点，针对这一问题本文进行了深入的研究，期间得到了国家自然科学基金重点项目“大型发电机与变压器放电性等故障的在线监测与诊断技术”的资助。

1.2 电力变压器绝缘故障的诊断过程

对于大多数变压器绝缘故障，是有可能通过对变压器进行认真的日常检查以发现一些异常现象，进而在故障的初期阶段即采取相应的措施来减小故障损失的^[6,7]。所以，对电力变压器进行目视、触摸、监听等日常检查是实施故障检测与诊断的第一步。

而当变压器内部发生比较严重的绝缘故障时，变压器的继电保护系统通常能够迅速地切断电路，使变压器退出运行，以保证了整个电力系统的安全^[8]。但继电保护系统有时也会因为一些外来的影响而产生误动作，因此正确分析继电保护系统的动作原因也将有助于进一步的故障诊断。

但是仅依靠日常检查的结果与继电保护系统的动作来进行绝缘故障的诊断还面临一些困难，并且有时即使变压器内部出现了比较严重的局部性缺陷，但由于宏观上引起的电流、温度、压力和气体含量的变化并未超过继电器的整定值，因而并未引起继电器的动作，这时就只有通过对变压器进行常规的预防性试验以及时发现其内部的绝缘故障。目前常规的预防性试验项目主要有电气试验、绝缘油试验以及油中溶解气体分析等^[9]，通过对试验结果的综合分析，即可对故障的部位与严重程度作出一定的预测，这对于顺利地进行故障检查与修理并使其恢复原状是很有帮助的。

变压器绝缘故障的分析与诊断过程如图 1-1 所示。

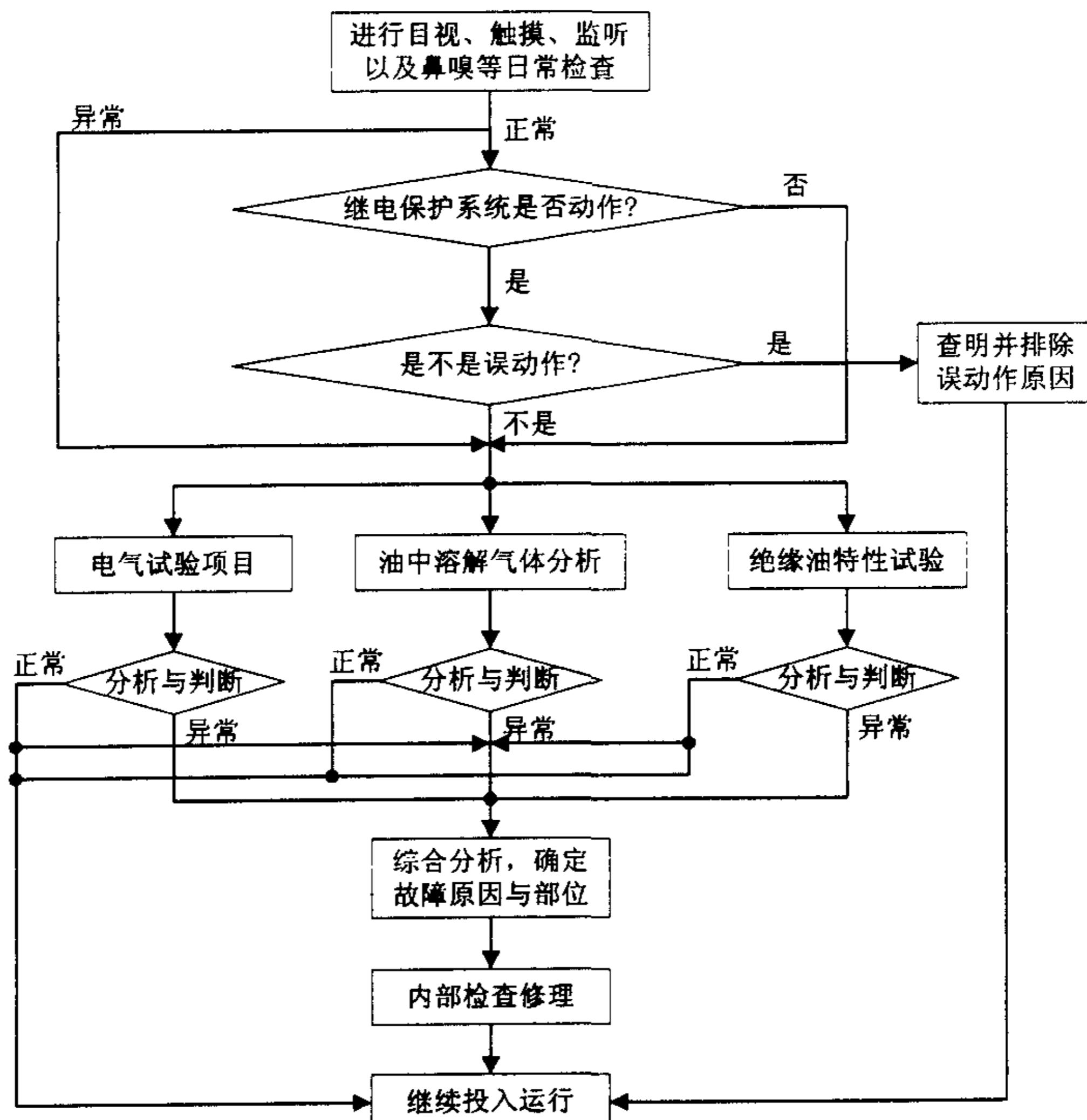


图 1-1 变压器绝缘故障的分析与诊断流程图

1.3 人工智能技术在变压器绝缘故障诊断中的应用

从图 1-1 中可见，常规预防性试验是电力变压器运行和维护工作中的一个重要环节，是电力变压器绝缘监督的主要依据^[10]。因此，目前常用的变压器绝缘故障诊断方法基本上都是以预防性试验的结果为数据来源进行故障诊断的，如《电力设备预防性试验规程》中通过规定一些电气试验结果的界限值以判断设备是否异常、国际电工委员会（International Electrotechnical Commission，简称 IEC）推荐的基于油中溶解气体分析结果的“三比值”法等^[9,11]。但是这些方法对于故障诊断过程中经常遇到的模糊性问题却往往难以处理，并且对于不同电压等级、不同绝缘结构的电力变压器采用统一的判断标准进行故障诊断也是有待商榷的。

起源于二十世纪三、四十年代的人工智能（Artificial Intelligence，简称 AI）技术在近年来取得了长足的发展，由于能很好地处理客观世界中的模糊性问题，并且具有独特的学习及逻辑推理能力，因而很适用于变压器的故障诊断。结合人工智能的变压器故障诊断方法，由于既可以吸收多位专家的专业知识，形成完善的知识库，有助于诊断知识的积累和扩充；又可以大大减少人力，提高诊断的准确率，所以具有非常广阔的发展前景。

1.3.1 电气试验与绝缘油特性试验在变压器故障诊断中的应用

在针对电力变压器的电气试验与绝缘油特性试验中，绝缘电阻试验从很早就开始实施，而其他的试验项目则大多是在五十年代初期研究发展起来的^[12,13]。长期运行过程中积累起来的经验表明：电气试验的结果对变压器故障部位的确定往往具有较好的效果，如绕组直流电阻的测试结果就有助于对分接开关及引线接触不良故障进行定位^[10]。

1.3.1.1 电气试验与绝缘油特性试验的有效性分析

对电力变压器而言，判断其内部故障的主要绝缘油特性试验与电气试验项目以及它们所能反映的主要缺陷分别如表 1-3 和表 1-4 所示^[14,15]。

表 1-3 用于判断变压器内部故障的绝缘油特性试验

试验项目	能够反映的缺陷
绝缘油含水量	变压器箱体进水、受潮
绝缘油的 $\text{tg}\delta$	绝缘油受潮或受污染、绝缘油的老化
水溶性酸值或酸值	绝缘油的老化、污染
击穿电压	绝缘油整体绝缘性能的下降

表 1-4 用于判断变压器内部故障的基本电气试验项目

试验项目	能够反映的缺陷
绕组的直流电阻	分接开关及引线接触不良；绕组层、匝间短路等
绕组绝缘电阻、吸收比或极化指数	整体绝缘受潮；贯穿性的集中缺陷等
绕组绝缘的 $\tan\delta$	整体绝缘受潮；绕组内严重的局部缺陷等
铁芯绝缘电阻或接地电流	铁芯多点接地
绕组绝缘泄漏电流	绕组局部缺陷；绝缘老化或受潮等
绕组变比测定	匝间短路；分接开关缺陷等
空载电流和空载损耗	匝间短路；铁芯叠片间绝缘缺陷等
短路阻抗和负载损耗	严重的绕组变形；铁芯故障等
局部放电	变压器内部存在的放电性故障

在表 1-3 和表 1-4 中列出的试验项目是对前人多年工作的总结，曾在确保电力变压器的安全运行过程中发挥过不少积极的作用，但近年来的实践表明，它们也存在一些不足。这主要是因为表中所测的绝缘参数往往是反映整体绝缘性能的宏观参数，而对于局部性的缺陷灵敏度不够；并且在停电后进行某些非破坏性的常规预防性试验时，按现行规程规定所加交流电压一般不超过 10kV，而在这种条件下测得的绝缘状况并不能完全反映出真实工作电压下设备的绝缘状况^[5]。

因此，如能利用运行电压对电力变压器进行检测，就能够真实地反映出工作电压下变压器的绝缘状况；并且在线检测的实现也有助于实时观测被测量的变化趋势，这将会给及时诊断缺陷、确保设备的安全运行带来帮助。但是并不能认为将所有的停电试验项目均改为在线检测就可以万无一失，因为现有的电气试验并不能全面、真实地反映出设备的绝缘状况，而且一些试验项目也很难实现在线检测，所以继续研究新的预防性试验参数也是势在必行^[5]。

1.3.1.2 人工智能在基于电气试验的故障诊断中的应用

当利用电气试验或绝缘油特性试验的结果进行故障诊断时，通常是给出一个判定的边界，并以此边界作为确定设备是否存在异常的标准。但实践经验表明，由于在变压器的故障诊断过程中经常会遇到模糊性问题，所以这种将边界处理精确化的方法存在一定的局限性。

美国数学家 Zadeh 教授于 1965 年率先提出了事物的模糊性问题，并给

出了模糊现象的定量表示方法，较好地处理了事物的模糊性问题^[16]。将模糊数学应用于电力变压器绝缘故障的诊断，即可将原来精确划分的空间模糊化，从而有助于弥补原有方法的不足。

文[17]分别对变压器的绝缘电阻、吸收比以及 $\text{tg}\delta$ 进行模糊化处理，较好地解决了故障诊断过程中的模糊性问题，然后考虑到一种试验的结果往往难以全面反映出设备的绝缘状况，因此引入模糊综合评判的思想，以综合考虑绝缘电阻、吸收比以及 $\text{tg}\delta$ 的结果来判断变压器是否进水受潮，取得了满意的效果；而文[18]则引入了模糊关系方程的概念，先建立变压器各项试验结果与故障原因间的模糊关系矩阵，然后确定出已有试验结果的模糊隶属度值，再通过求解模糊关系方程的方法诊断故障原因，也是一种新的诊断思路。但是也应该看到，目前确定隶属函数的方法还缺乏令人信服的客观依据。

专家系统作为人工智能所有分支中最为活跃、最少争议、最具实用和最富成果的分支^[19]，可根据多个专家提供的专业知识进行推理，进而模拟专家作出决定，从而解决了通常只有专家才能解决的复杂问题，因而也在变压器的故障诊断领域中得到了比较广泛的应用。

文[20]以电力变压器的电气试验数据为基础利用专家系统实现了对变压器绝缘故障的诊断，此后又有很多类似的系统被应用于工程实践中^[21,22]。但由于专家系统性能的优劣完全取决于它所采用的判断规则和领域知识的质量，而实际上故障诊断知识的获取非常困难；并且当对一些数学相关性不确定的故障现象进行诊断时，其准确性又难以保证，所以专家系统的应用在一定程度上受到了制约^[23]。

1.3.2 变压器油中溶解气体的分析与诊断

目前在电力系统中运行的电力变压器主要采用的是油-纸绝缘结构，在电应力及热应力的联合作用下，绝缘油、绝缘纸和纸板等绝缘材料将会逐渐老化、分解而产生各种气体。这些气体在某种程度上将溶解于变压器油中，若使用 IEC567 号出版物所述的方法^[24]，即可从油样中分离出这些溶解气体，并可进一步利用色谱分析技术对其进行定量测试。

当变压器内部发生故障时，油中溶解的各气体成分及其相对含量取决于故障处能量的释放形式及故障的严重程度，因此根据色谱分析的结果即可对故障的类型及严重程度进行诊断。油中溶解气体分析（Dissolved Gases Analysis，简称 DGA）作为目前电力系统对油浸电力设备常规使用的重要检

测手段之一，在诊断变压器内部潜伏性故障及其发展程度上效果显著；并且由于这一检测技术有可能在现场对运行设备随时进行检测，因此也有助于促进从定期维修制到状态维修制的转变。

1.3.2.1 变压器 DGA 技术的发展概况^[25]

七十年前，人们开始尝试利用从 Buchholz 继电器中收集气体的方法对变压器绝缘故障进行诊断。但人们很快就发现，对于缓慢发展的故障，油中溶解的气体通常只有经相当长时间的积累后才可能导致 Buchholz 继电器动作。因此，通过分析溶解在油中的特征气体将有助于对变压器内部的早期潜伏性故障进行及时的检测^[26,27]。

随后，通过对大量 DGA 结果的统计分析，人们又试图建立一个油中溶解气体含量的注意值标准，即认为油中溶解气体含量高于此标准的设备内部可能存在着引发事故的早期潜伏性故障。但实践表明很难把判断有无故障这样一个复杂的问题，简化为仅由一个数值界限去机械地进行判断。因而 Dornenburg 提出了一种更为合理的方法—利用气体比值进行变压器绝缘故障的诊断^[28]。

而 Halstead 通过对矿物油中气态烃产生过程的热力学机理进行详细分析后，认为基于不同温度下的压力平衡原理，每种烃类气体相对于其他烃类气体间的比例将取决于分解点的温度^[29]。在此基础上，Halstead 进一步指出，在不同裂解能量的作用下，矿物油中烃类裂解产物出现的顺序依次为：烷烃—烯烃—炔烃—焦炭。这一理论是目前利用油中溶解气体含量诊断变压器故障类型的理论基础^[30]。据此，Barracough 等人于 1973 年提出利用 CH_4/H_2 、 $\text{C}_2\text{H}_6/\text{CH}_4$ 、 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 和 $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$ 这 4 个相对比值的方法进行变压器的故障诊断^[31]。但由于缺乏足够的统计数据，这些比值的显著变化界限值最初被人为规定为 1。随后，Rogers 对搜集到的近万组 DGA 数据进行了统计分析，对上述四个比值的编码进行了更为细致的划分，从而提高了故障诊断的准确性^[32,33]。

研究结果表明， $\text{C}_2\text{H}_6/\text{CH}_4$ 只能反映出油-纸绝缘分解的极为有限的温度范围，对更进一步的故障识别帮助不大，因而在 1978 年出版的 IEC599 号出版物中已将其删去^[34]。此后，IEC 三比值法成为利用 DGA 结果对充油电力设备进行故障诊断的最基本方法。但在实际应用中发现，有相当一部分的 DGA 分析结果落在了三比值法所提出的编码之外，以至于对某些情况无法进行诊断。因此日本的电气协同研究会提出了电协研法^[34]，我国湖北电

力试验研究所也建议作进一步的改进^[30]。此外，还有一些基于油中溶解气体含量的诊断方法也得到了较为广泛的应用，如：以 CH_4 、 C_2H_4 、 C_2H_2 三组分相对含量为基础的三角图法^[35]；以 H_2 、 CH_4 、 C_2H_4 、 C_2H_6 和 C_2H_2 相对浓度比为基础的气体主导型图法^[36]，诺模图法等^[37]。近年来又有一些新的诊断方法被相继提出^[38-40]，但它们大多仍局限于阈值诊断的范畴。

1.3.2.2 人工智能在基于 DGA 的变压器绝缘故障诊断中的应用

当前在基于 DGA 的变压器绝缘故障诊断方法中普遍应用的人工智能技术主要有人工神经网络以及模糊数学等，下面就分别作一简要的介绍。

人工神经网络（Artificial Neural Network，简称 ANN）在经历了几十年的研究与发展后，已形成一套严密、系统的理论，并以其强大的并行处理能力、分布式存储能力和自适应学习能力为电力变压器的故障诊断研究提供了一种全新的思路^[41]。因而从八十年代中后期开始，基于 ANN 的变压器故障诊断方法得到了迅速的发展，目前主要的研究工作集中在网络模型的选取、输入和输出的选择、训练方法的改进以及训练样本的筛选等几个方面。

在变压器故障诊断中经常应用的神经网络模型主要有反向传播（Back Propagation，简称 BP）神经网络、自适应谐振理论（Adaptive Resonance Theory，简称 ART）网络以及 Kohonen 自组织映射网络等。文[42]在比较了具有不同隐层数和相同输入、输出节点数的网络的收敛速度及训练误差后，认为单隐层的 BP 网络分类效果最佳；文[43]对不同激励函数下 BP 网络的分类能力进行了比较，认为选择正弦函数作激励函数时分类结果最佳；文[44]选择墨西哥帽状函数为隐层神经元的激励函数，也取得了满意的效果。文[45]将 ART 网络用于变压器故障的辨识，构造出一个基于 ART 网络的综合诊断模型，可实现对各种诊断方法的综合分析。文[46]则利用基于竞争学习理论的 Kohonen 自组织映射网络设计出一种新的变压器故障诊断方案，实例检验结果令人满意。

BP 网络是变压器故障诊断研究中应用最为广泛的神经网络结构。由于在训练过程中易陷入局部极小点，因此提出了多种改进的训练算法。文[47]提出一种结合遗传算法的多层前馈网络，可使某些陷入局部最优的情况得以避免；文[48]在学习算法中加入随机扰动，力图使寻优过程摆脱局部最优的处境；而文[49]则采用了优化初始矩阵的方法，在改善局部最优解方面也取得了良好的效果。实践经验表明，由于变压器的 DGA 分析结果具有较大

的分散性，所以若直接将其作为神经网络的输入，有可能降低网络的分类能力。因此，文[49]建立起油中溶解各特征气体的模糊隶属函数，以特征气体的模糊隶属度作为网络的输入，改善了网络的收敛性能；文[50]则将总样本集分成按一定规则组合的子样本集，并对子样本集内的数据进行归一化处理，缩小了样本数据间的差异，提高了 BP 算法的收敛性能；文[51]采用的是一种原始样本空间的标准化处理方法，可使得神经网络的每个输入变量都具有同等的表现力。

有关 ANN 应用的另一个研究热点是输入特征矢量的选择。文[52]提出以七种特征气体作为网络的输入矢量；文[53]通过对不同输入矢量的网络性能进行比较，认为选取除 CO_2 外的六种特征气体为好；文[54]则认为选择五种特征气体为优，这虽减少了输入矢量的维数，但对网络的分类能力却也有所影响；文[55]以 CH_4/H_2 、 $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$ 、 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 和 $\text{C}_2\text{H}_2/(\text{CO}+\text{CO}_2)$ 作为网络的输入，是一个有价值的尝试；文[56]以日本电气协同研究会提出的气体主导型图法为基础，将十三种气体主导图作为网络的输入模式，也是一个新的思路。而在神经网络输出矢量的选择上，多数研究文章采用了 IEC 三比值法定义的形式，并且有的研究文章已可实现对是否涉及固体绝缘故障的诊断^[42]。研究结果表明，神经网络训练样本集的选取对其分类能力也会有所影响，文[57]采用小样本集对神经网络进行训练；而文[44]则利用大样本集对网络进行训练，两种方法的诊断效果都令人满意。问题的关键是在选取训练样本时，筛选出的训练样本集应既能反映出故障的整体分布特征，又尽可能少的含有信息重复的冗余样本^[58]。

但在人工神经网络的应用研究中仍存在一些问题，如利用单神经网络结构实现对多种故障类型的识别时，普遍存在着收敛缓慢的不足；而且目前提出的多数输入、输出及训练样本的筛选方法都还处于摸索的阶段，缺乏严密的理论依据。

而模糊数学也在基于 DGA 的变压器绝缘故障诊断中得到了广泛的应用，如文[59]通过对某电力公司大量试验数据的统计，建立起油中溶解各特征气体含量及其比值的模糊隶属函数，克服了常规诊断方法中对特征气体含量注意值和 IEC 三比值法标准过于绝对的缺陷；文[60]则是文[59]工作的延续和深入，为进一步提高诊断精度，开发出的模糊评估系统可对初始诊断结论进行优化处理。文[61]建立起 CH_4/H_2 、 $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$ 和 $\text{C}_2\text{H}_2/(\text{C}_1+\text{C}_2)$ 这三个比值与变压器故障现象间的模糊隶属函数，并运用模糊识别阈值原则

判断变压器的故障性质，获得了理想的结果。文[62]则是先建立常规三比值的 27 个编码组合与变压器故障间的模糊关系矩阵，然后将与特征气体比值对应的 27 组编码组合的隶属度作为输入矢量，通过模糊综合评判求得变压器的故障类型。而文[63]提出了一种模糊隶属函数的确定方法，并将其应用到变压器的故障诊断中；文[64]则是应用三角均分模糊推理实现对变压器故障的诊断，这是一个新的研究途径；文[49]提出的故障诊断模糊推理方法也得到了实例的检验。总之，模糊数学作为一种处理不精确信息的有效工具，确实有助于提高诊断系统的准确性和稳定性。

此外，还有一些人工智能技术也在变压器的故障诊断中得到了应用，如文[65]以自组织多项式网络为基础建立的变压器故障诊断智能决策支持系统，可很好地实现对变压器绝缘故障的识别；而文[51]则首次将范例推理应用于电力变压器的故障诊断。

由于在应用不同的人工智能技术进行变压器的故障诊断时均存在一些不足，所以如能将多种人工智能技术进行组合，取长补短，无疑将具有更广阔的发展前景。文[58]将神经网络和专家系统相结合以进行变压器的故障诊断，可将两者的优点进行很好的融合，独有的优化机制确保了诊断结果的准确性；文[66]则尝试将专家系统与神经网络通过协商机制结合起来，以克服两者单独进行诊断时的“脆弱性”。文[67]提出一个用于变压器故障诊断的专家系统，其知识表达与推理过程由模糊数学来完成，旨在准确和迅速地实现变压器故障的诊断。文[49]则构造出具有输入隐层的模糊自适应共振网络 (FART)，对 ART 网络的输入进行模糊化处理，可使得网络对不同的特征气体具有不同的灵敏度；文[68]在神经网络的隐层中加入模糊逻辑运算，构造出的模糊神经网络在学习时间和收敛性能方面都有明显的改善。文[69]考虑到不同的诊断方法都有不足之处，因此提出了一个在决策树框架上结合模糊数学实现对多种故障诊断的方法，而文[51]则是在决策树的框架上融入神经网络技术，提出的组合神经网络模型可实现对故障的逐步细化诊断。这些方法在实际应用中均取得了一定的效果。

1.3.3 结合电气试验与 DGA 的故障诊断中人工智能技术的应用

鉴于电气试验与油中溶解气体分析在反映变压器故障的灵敏程度方面各有不足之处，所以如能结合两者的优点进行故障诊断，无疑将有助于提高故障诊断的质量，而 AI 技术在其中起到了桥梁的作用。

文[70]尝试利用模糊数学进行变压器故障的综合诊断，先利用模糊关系

方程建立故障诊断模型，模型的输入为故障原因，输出为故障征兆，然后根据观测到的故障征兆对模糊关系方程求解即可得到故障原因，其中故障征兆集合中包含了多项电气试验与油中溶解气体分析的结果。文[71]则对文[70]中的方法进行了改进，由于文[70]中的模糊关系方程是基于专家经验的评估而建立的，受人为因素的影响较大，所以文[71]利用模糊辨识技术建立模糊关系方程，减少了人为因素的影响，提高了故障诊断的准确性。文[72]介绍了一种在节约覆盖集理论框架上集成概率理论的诊断模型，该诊断模型有利于对电力变压器在多因素、多征兆、强干扰条件下的绝缘故障进行诊断推理，由于综合利用了电气试验与油中溶解气体分析中包含的有效信息，所以具有较高的诊断可靠性和实用性。文[49]则构造出多级评价的神经网络诊断模型，先利用神经网络对溶解气体分析结果进行聚类，得出初步的诊断结果，然后针对不同的故障类型配合相应的电气试验进入第二级神经网络，以确定更进一步的故障原因。文[51]提出的是一种基于可信度理论的序贯推理方法，采用了以“假设-试验”循环为核心的推理策略，在 DGA 诊断的基础上结合设备运行经历以及其他检测项目对变压器绝缘故障进行综合诊断，为合理安排试验计划提供了一定的技术依据。

由于综合诊断既充分考虑了 DGA 分析在变压器故障诊断中的作用，又很好地利用了电气试验中的有效信息，因而是值得深入研究的发展方向。如何将两者的信息进行更有效的综合，将是今后研究的重点。

1.4 变压器固体绝缘老化的诊断

对于电力变压器内部不同性质的故障，当涉及固体绝缘时，一般认为比绝缘油的缺陷更为严重：因为固体绝缘材料绝缘性能的下降，不但可能导致变压器主绝缘或纵绝缘的击穿事故，而且固体绝缘材料又很难像绝缘油那样可通过脱气、过滤、甚至换油的方法来改善其绝缘性能，所以在故障诊断中对于固体绝缘材料性能劣化所产生的影响受到了更为广泛的重视。

长期以来，为数众多的研究人员对于这一问题进行了广泛、深入的研究，目前的研究工作主要集中在以下两个方向：一是研究固体绝缘材料在各种应力下的老化规律；另外就是通过检测固体绝缘材料劣化分解产物的含量，如 CO、CO₂ 的含量、糠醛的含量以及纸的聚合度等，来判断固体绝缘材料的老化状况。

1.4.1 固体绝缘老化规律的研究^[73]

1.4.1.1 热老化

电力变压器在运行过程中产生的热量将会导致绝缘温度的升高，从而引起绝缘性能的下降。1930 年 Montsinger 首次提出了绝缘寿命与温度之间的经验关系即 10°C 规则，认为温度每升高 10°C 则绝缘寿命减半。1948 年 Dakin 提出的观点认为热老化实质上是绝缘材料在温度升高条件下的一种化学反应过程，因此应遵循化学反应速率方程 $\ln L = \ln A + B/T$ ，式中， A 、 B 是老化常数， L 为绝缘寿命， T 为绝对温度^[74]。该方程的提出为高温加速老化试验及试验结果的外推提供了理论依据。

1.4.1.2 电老化

绝缘在电场应力作用下的老化行为，尚无定量化描述的理论公式。通常采用倒数幂关系的经验公式 $L = K/E^n$ 来表示绝缘在外施电场下的老化规律，其中 E 为外加电场， K 为试验确定的常数，与具体的绝缘系统或材料有关， n 为电压耐受系数，应在一定的电压和温度下试验确定^[75]。

也有不少研究文章指出，当外施电压低于绝缘材料的局部放电起始电压时，材料就很少发生由电场引起的老化。文[76]就发现在温度确定的条件下，绝缘材料的寿命曲线将趋向一个电场阈值 E_T ，因此认为当绝缘承受的外加电场低于或接近该电场阈值时，其寿命将趋于无穷。但也有研究人员认为，绝缘介质在外施电场作用下的老化是一个连续的过程，不存在任何明显影响老化进程的电场阈值^[74]。

1.4.1.3 多应力联合老化

经验表明，固体绝缘老化的程度和老化的速率依材料的物理、化学特性，外施应力的类型和持续时间等因素而定，因此需对绝缘材料在多种应力下的老化行为以及各种应力的协同作用进行广泛深入的研究。

电-热联合应力老化是目前研究中采用最多的应力组合方式，建立老化模型的主要手段就是将电老化的倒数幂经验公式和热应力老化的 Arrhenius 方程统一起来，从而得到绝缘寿命-外施电场-温度之间的关系^[75,77]。文[78]在对运行在湿度环境较大条件下的绝缘材料进行研究后，得到了绝缘寿命与温度、湿度的函数关系。而文[74]则认为从本质上来说，影响绝缘老化的诸如电、热、潮气等因素，都是以化学反应的形式作用于绝缘材料的，因此应当能够在化学反应速率方程的基础上建立统一的多应力老化规律。

1.4.2 基于状态检测的固体绝缘老化诊断

通过研究固体绝缘材料在各种应力下的老化规律，就有可能通过将加速老化试验的结果向正常应力下外推而得到材料的绝缘寿命，这对固体绝缘材料的寿命预测是很有帮助的。但在具体应用时，要慎重考虑加速试验外推的真实性和等效性；并且有些试验如高频加速老化试验与工频下有很大不同，有时很难向工频条件下外推。因此，如能及时检测到固体绝缘材料在多种应力条件下的分解产物，也有可能依据分解产物中包含的信息来进行固体绝缘老化的诊断。

电力变压器中的固体绝缘材料在电、热、机械等多种应力的联合作用下将逐渐降解，并且随着周围环境的不同其降解过程也会有所不同，但可能的反应形式主要有水解降解、氧化降解和热解降解三种^[79]。这些降解过程的结果主要表现为聚合度的下降，并同时伴有如 CO、CO₂ 以及糠醛等小分子化合物的产生。所以，检测变压器油中的 CO 及 CO₂ 含量、糠醛含量以及纸的聚合度也将有助于判断固体绝缘的老化程度。

1.4.2.1 基于 CO 及 CO₂ 含量的老化判据

IEC 导则推荐以 CO/CO₂ 比值作为衡量变压器固体绝缘老化程度的判据，并提出当该比值大于 0.33 或小于 0.09 时，即可能存在纤维素的分解故障^[10]；而文[80]在测定了 (CO+CO₂) 生成量与绝缘纸平均聚合度残留率的关系后，认为 (CO+CO₂) 生成量约为 1mL/g 纸时，绝缘纸的平均聚合度残留率为 50%；而当 (CO+CO₂) 生成量约为 3mL/g 纸时，绝缘纸的平均聚合度残留率为 30%。

但是由于绝缘油的氧化分解也将产生 CO 及 CO₂ 气体，并且很难将其和绝缘纸、纸板裂解产生的 CO 及 CO₂ 加以区分；而且变压器运行环境的变化也会使 CO 及 CO₂ 的含量在一年中有较大的波动，因而难以用某一次的测试结果来准确反映变压器绝缘老化的状况。此外，若利用文[80]提出的判据进行固体绝缘老化的诊断，又将面临如何准确计算变压器中绝缘纸总重量的问题^[81]。

1.4.2.2 基于油中糠醛含量的老化判据

文[82]建议利用变压器油中糠醛含量进行绝缘老化状况的评估，并指出当油中糠醛含量达到 0.5mg/L 油时，变压器的整体绝缘水平处于其寿命中期；而当油中糠醛含量达到 4mg/L 油时，整体绝缘水平处于寿命晚期。

但由于负荷情况和冷却方式对糠醛的产生速率影响很大，所以若用上述统一的判据进行固体绝缘老化状况的评估，会存在一定困难，应综合考虑各种因素的影响。并且如果变压器在其运行过程中进行过滤油、加油或换油等油务处理，也将改变糠醛含量，从而使得测定值比真实值偏小，影响判断结果。

1.4.2.3 基于绝缘纸聚合度的老化判据

通过测量绝缘纸的聚合度来确定变压器固体绝缘的老化状况是比较直接，但至今尚未有统一的判据，比较一致的看法是：若新纸的平均聚合度以 1000 为基准，则当平均聚合度下降到 500 时，变压器的整体绝缘寿命已进入中期；而当平均聚合度下降到 250 时，变压器的整体绝缘寿命已到晚期^[83]。

但对实际运行中的变压器而言，若要定期取纸样进行测定，则必须停运吊芯，实现起来困难很大。并且温度的差异也将导致绕组不同部位的劣化情况有所不同。因此聚合度数值的分布具有一定的分散性，所以在进行聚合度的测试时，绝缘纸取样的部位及取样数目应尽可能统一，并宜取几个部位聚合度测试值的平均值来反映固体绝缘老化的状况。

可见，在利用不同的老化诊断方法进行固体绝缘状况的评判时都存在一些不足，所以如能综合多种老化诊断方法的优点进行固体绝缘老化状况的评估，将会取得更为满意的效果。文[83]尝试将 CO、CO₂、糠醛以及绝缘纸的聚合度指标结合起来进行变压器绝缘寿命的评估，取得了一些成功经验，值得进行更为深入的研究。

1.5 本文的主要工作

针对应用人工智能技术进行变压器绝缘故障诊断时所遇到的主要困难，本文对改善绝缘故障诊断的准确性、可靠性以及进行综合故障诊断的方法进行了研究，主要工作如下：

(1) 当利用神经网络进行故障诊断时，输入数据过于离散、训练样本不够典型以及输入特征矢量选取不当等因素都将影响到网络的分类性能，为此研究提出相应的改进措施。

(2) 知识获取困难是制约很多人工智能技术应用的瓶颈问题，而范例推理可降低知识获取的难度，因此引入范例推理技术，在提出两种新的范例

检索算法的基础上再结合已有的基于欧氏距离的范例检索算法建立范例推理综合诊断模型，以实现对变压器绝缘故障的综合诊断。

(3) 建立变压器绝缘故障的综合诊断模型，以充分利用电气试验与油中溶解气体分析结果中的有效信息进行故障诊断。

(4) 建议将变压器固体绝缘的老化区分为正常老化与异常老化两种形态，并在分别利用模糊数学中的一些理论建立起正常老化评估模型和异常老化诊断模型后，构造出变压器固体绝缘状况的综合评估模型。

2 基于多元统计分析与组合神经网络的故障诊断方法

针对基于人工神经网络借助油中溶解气体分析进行变压器故障诊断时所遇到的主要问题，提出了相应的改进措施。即分别利用可靠性数据分析与多元统计分析技术对神经网络的输入数据、训练样本以及输入特征矢量进行处理，仿真结果表明这些方法是富有成效的。

2.1 引言

以变压器油中溶解气体含量的分析结果为基础进行变压器绝缘故障的识别，在数学上就等价于实现一个从故障征兆空间到故障类型空间的非线性映射。而人工神经网络作为一种形式上更接近人脑构造的新型信息处理系统，能够较好地映射出输入、输出间的非线性关系^[84]。所以在油中溶解气体含量分析结果的基础上结合人工神经网络技术进行变压器绝缘故障的诊断已成了近年来的研究热点，并已取得了很大的进展。

但在实际应用中也发现，在利用人工神经网络实现对变压器绝缘故障的分类判别时还存在不少问题。如文[42][49][85]虽分别利用反向传播神经网络、模糊自适应共振网络以及 Kohonen 自组织映射网络实现了对变压器绝缘故障的识别，但由于文中普遍采用的是单神经网络结构，所以往往存在着结构复杂以及学习收敛缓慢的不足；文[42][58]则在对神经网络训练样本的选择问题进行探讨后，认为典型样本的选取无疑将有助于改善神经网络的学习性能以及提高网络的诊断准确率，但文中也指出目前还难于给出一个定量的指标来衡量样本的典型性；而文[53~57]在对神经网络输入矢量的选择方法进行研究后，认为合适的输入矢量将有助于网络诊断准确率的提高，但是文中并没有从理论上对该问题作进一步的分析，因而提出的选择方法往往带有一定的随意性。

针对这些问题，本章先引用组合神经网络的概念^[51]，然后利用可靠性数据分析技术对变压器的 DGA 数据进行了归一化处理；并在引入“类属函数”的概念后，结合多元统计分析技术初步实现了对组合神经网络模型中不同神经网络模块训练样本集及输入特征矢量的选取。

2.2 反向传播神经网络模型的改进与组合神经网络模型的建立

2.2.1 反向传播神经网络模型的改进

神经网络的模型有多种，其中由于反向传播（BP）神经网络具有较好

的模式分类能力，所以很适合于故障诊断领域中的模式识别问题。

BP 网络的结构如图 2-1 所示，它由输入层、输出层和中间隐层构成，其中一层隐层的网络结构已可映射复杂的非线性关系^[86]。而若想使 BP 网络能够达到对故障模式的正确识别，则首先必须对网络进行训练，即网络的学习。BP 网络的学习过程是由正向传播输出和反向传播调整两部分组成的：在正向传播过程中，输入信号由输入层经隐层单元处理后，传向输出层；如果在输出层得不到期望的输出，则输出信号的误差将沿着原来的连接通路反向传播到输入层，通过自动修正各层神经元间的连接权值，可使误差逐步达到最小^[87]。

在对比了几种训练算法的收敛性能后，选取了一种自适应调整学习率的网络学习算法^[88]，其权值的调整过程为：

$$\Delta w(k+1) = mc \times \Delta w(k) + (1 - mc) \times \alpha(k) \times D(k) \quad (2-1)$$

式中 Δw -- 权值变化量； mc -- 调整常数； $\alpha(k)$ -- k 时刻的学习率； $D(k)$ -- k 时刻的负梯度。

其中，学习率的调整具有自适应能力：当训练过程中网络的输出误差大于上一次的输出误差时，学习率将自动减小，即 $\alpha(k+1) = \alpha(k) \times dm$ (其中 dm 为小于 1 的常数)；而当网络的输出误差比上一次小时，则学习率将自行增加，即 $\alpha(k+1) = \alpha(k) \times im$ (其中 im 为大于 1 的常数)。

2.2.2 组合神经网络模型的建立

目前的多数研究文章在将人工神经网络应用于电力变压器的故障诊断时，对于网络模型的输出，仍普遍采用了 IEC 三比值法所定义的形式，这种故障类型的划分结果通常只能反映出故障点的物理征兆（如过热、放电等），而对进一步的故障定位及维修策略的制定往往缺乏指导意义；并且在目前常用的基于神经网络的诊断方法中，大多仍采用的是单神经网络结构，由于结构上的制约，试图通过构造一个单神经网络模型来实现对变压器众多故障的识别是难以获得满意的诊断效果的。

经综合考虑后, 本章对变压器中常见的故障类型进行了重新划分, 先分成过热性故障与放电性故障两大类, 然后再按其发生部位进行细分, 如导电回路过热、导磁回路过热、涉及固体绝缘的放电和不涉及固体绝缘的放电四种。其中: 导电回路过热主要指由于分接开关接触不良或引线连接不良等而导致的过热性故障; 导磁回路过热则主要包括铁芯多点接地、铁芯局部短路和漏磁过热等故障; 涉及固体绝缘的放电主要有围屏放电、匝间短路以及引线击穿等故障; 而不涉及固体绝缘的放电则主要包括悬浮放电和油中气泡放电等。采取这样的划分, 既充分考虑到了 DGA 数据的可分性, 又可使得故障的诊断结论为比较明确的故障部位, 从而力争对变压器的维修工作有一定指导作用。

鉴于油中溶解的不同特征气体对变压器不同故障类型的反映程度有所不同, 因此对一个单神经网络模型采用统一的输入矢量实现对全部故障的识别是不合适的。为了实现更好的分类, 应尝试采用逐级划分的方法对故障进行识别。基于这样的考虑, 本章引用基于故障决策树的逐级判断的组合神经网络模型^[51], 其诊断过程是逐级细化的, 最终的输出对应着上述定义的故障类型, 其结构如图 2-2 所示。

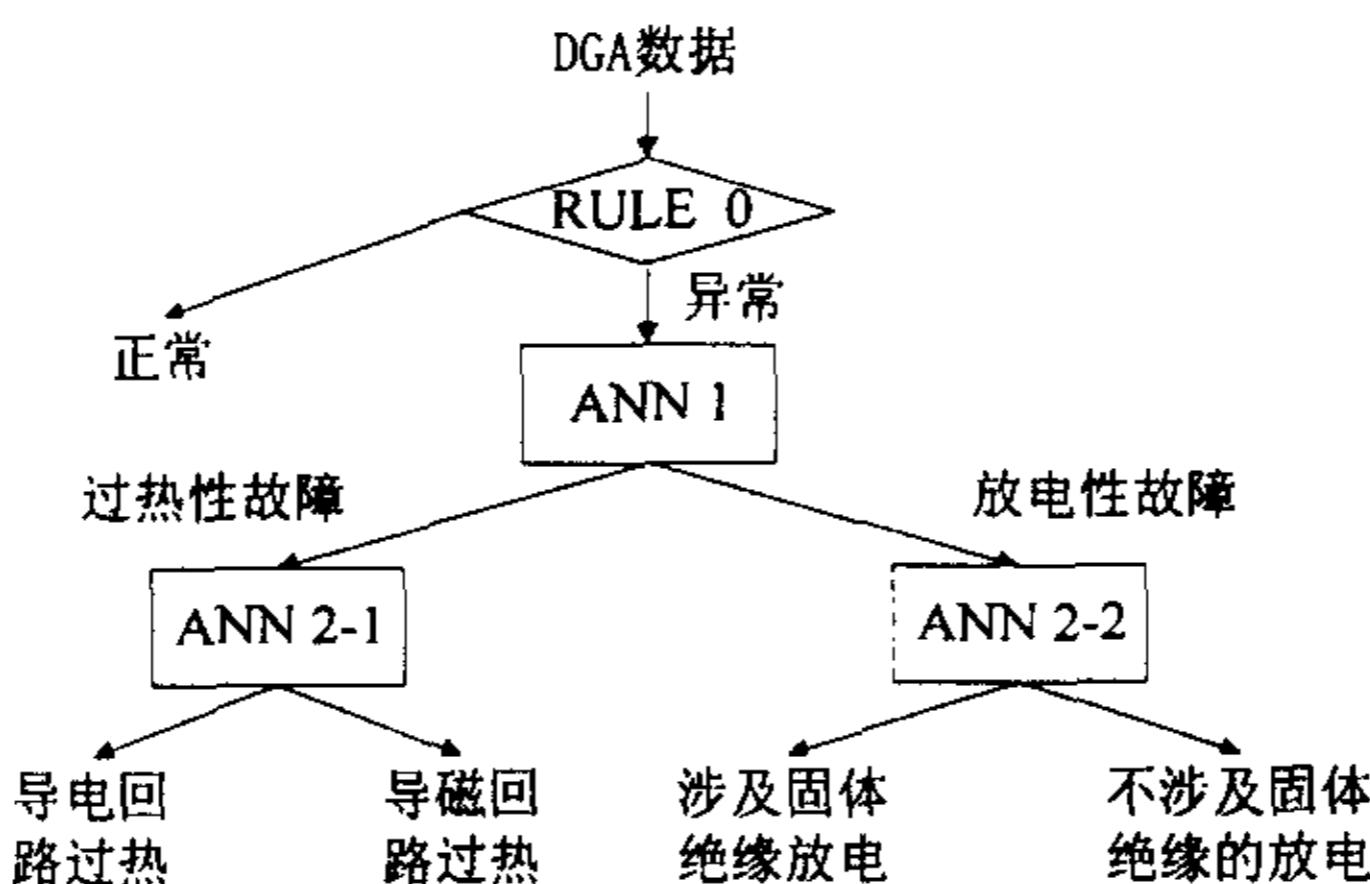


图 2-2 电力变压器组合神经网络模型结构图

由图 2-2 可见, 由于在组合神经网络模型的不同分支上可利用不同的训练样本集对网络进行训练, 并可选取更具针对性的特征矢量作为其输入矢量, 因而组合神经网络模型的设计方法灵活并更具针对性, 从而有望获得较单神经网络结构为优的诊断准确率。

组合神经网络模型中各非终止结点的判别规则可选取如下:

RULE 0—根据电力系统多年的运行经验，采用导则规定的色谱注意值及产气率作为区分变压器是否存在异常的界限^[9]。

ANN 1~ANN 2-2—分别采用 BP 网络模型作为基本分类器，通过对各自独立的训练样本集进行学习，以获得对具体判别规则的描述；并且对不同的神经网络模块可选用对其更具针对性的输入特征矢量。

2.3 DGA 数据的归一化处理

在实际的 DGA 分析中，不同特征气体反映故障的灵敏程度有较大的差别，如变压器油中 C_2H_2 含量虽通常较少，但一旦出现则需严格监视，如对 500kV 变压器，预试规程提出， C_2H_2 含量大于 3×10^{-6} 时就要引起注意，而 CO_2 的含量虽可能很高，但对故障的反映却并不灵敏。所以若将 DGA 各组分的结果直接作为神经网络的输入，则必将会湮没一些弱小量可能含有的很有价值的信息。况且如果训练样本集内样本数据的差异性过大，也还会给网络的收敛带来困难。因此，首次利用可靠性数据分析技术中累积频率的概念对 DGA 数据进行了归一化处理^[89]，其过程为：

(1) 在搜集到的有缺陷的或故障变压器实例中，选取那些经吊芯等检查后结论较明确的变压器事故前色谱数据组成训练样本集。

(2) 在常用的七种特征气体 (H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 CO 、 CO_2) 中，可选定任意一种先进行排序，即将训练样本集中所有该种气体的数据抽取出来，根据其含量大小进行排序。然后对排序后的特征气体数据依据其大小分成若干组，即依该特征气体含量的不同而组成不同的组。

(3) 分别统计落入各组的频数 Δr_j 和频率 $w_j = \frac{\Delta r_j}{n}$ ，其中 n 为每一种气体观测值的个数。

(4) 利用可靠性数据分析技术中累积频率的概念对分组后的数据进行处理。如对第 i 组数据，其累积频率为： $F_i = \sum_{j=1}^i w_j = \sum_{j=1}^i \frac{\Delta r_j}{n} = \frac{r_i}{n}$ ，其中 r_i 为到第 i 组结束时的累积频数。以下将以计算出的累积频率值 F_i 代替该组特征气体的含量作为神经网络的输入。

(5) 当一种特征气体的数据处理完毕，则可选定另外一种特征气体，重复 (2) ~ (4) 的工作，直到对七种特征气体的数据全部处理完毕。

(6) 在原来的训练样本集中，这七种特征气体的含量将全部被计算出的七种特征气体相应的累积频率值所代替，从而组成新的训练样本集。

在对 579 例故障变压器的数据进行上述处理后, 以 H_2 为例, 可得到其含量和累积频率间的对应关系, 如图 2-3 所示。

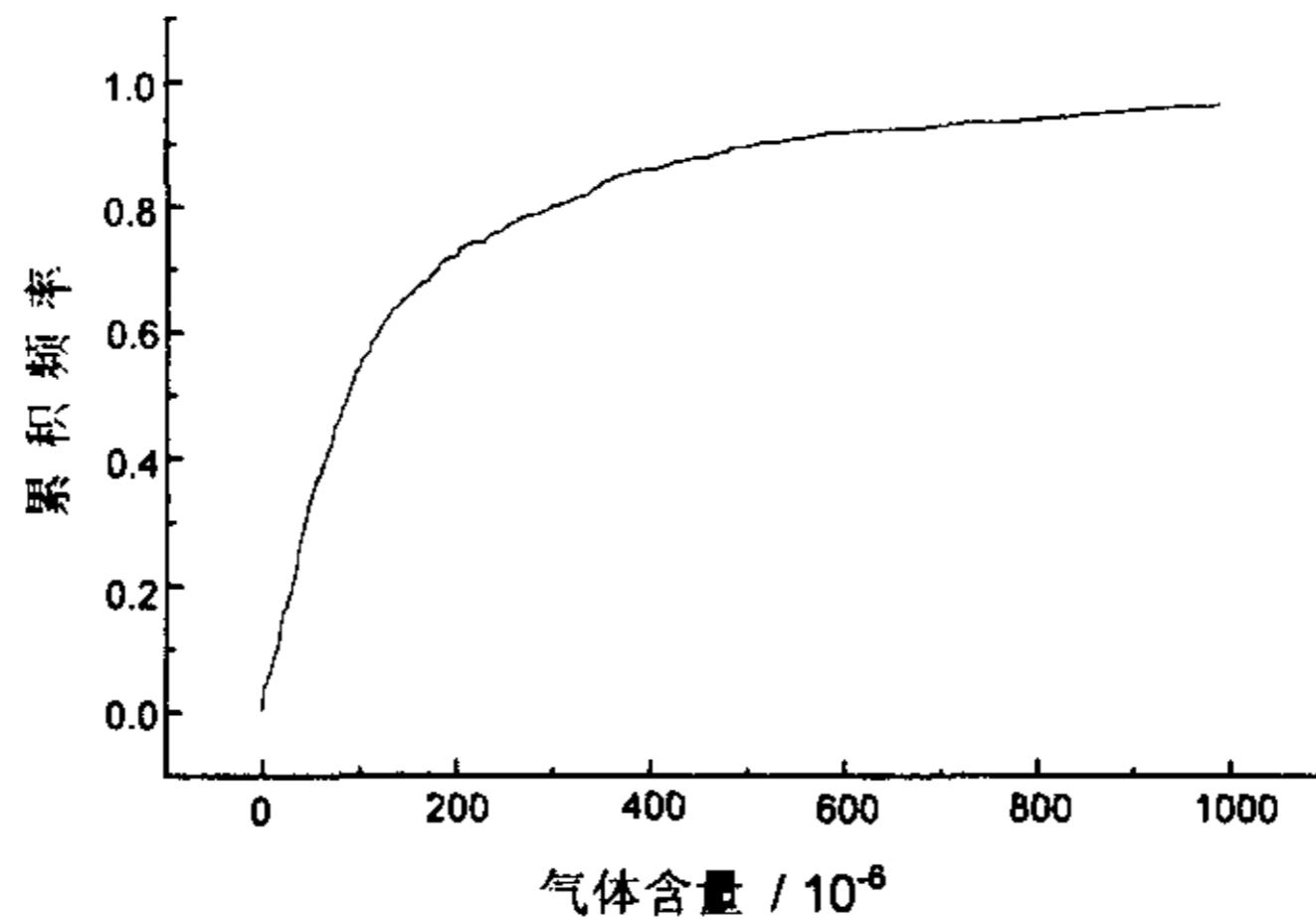


图 2-3 氢气气体含量和累积频率间的对应关系图

从图中可见, 转换后的 H_2 数据取值范围全部在 0~1 之间, 而 CH_4 、 C_2H_6 等另外六种特征气体的对应关系图亦可同理得出。所以在新的训练样本集中, 样本数据的取值范围均落在 0~1 之间, 从而有效地缩小了样本间的数据差异, 将有助于改善网络的收敛性能。而当利用检验样本集对网络性能进行检验时, 也应对检验样本集内的数据进行预处理, 即将每一检验样本的各特征气体含量都先送入如图 2-3 所示的气体含量和累积频率对应关系图中进行插值处理, 从而确保检验样本集内样本的数据取值范围也都在 0~1 之间。并且从累积频率的定义可以看出, 累积频率越大的数据所对应的故障程度也就越严重。也就是说, 累积频率的概念在一定程度上可反映出故障的发展过程。期望在今后的工程应用中, 将归一化后的 DGA 各组分结果作为神经网络的输入, 网络诊断结果的准确性也将有望得以提高。

2.4 类属函数的引入及典型训练样本的选取

对所有的模式分类系统而言, 都应遵循一个基本的原则: 即存在一个有代表性的训练样本集 ω 可供使用 ($\omega = \{f(x_1), \dots, f(x_p), \dots, f(x_n)\} \subset \Omega$, 式中 Ω 表示训练样本空间), 以使得该模式分类系统能够收集到 Ω 内的所有有效信息, 从而保证从 Ω 中提取的结论不仅对所有的 $f(x_p) \in \omega$ 成立, 而且对所有的 (或尽可能多的) 模式 $f(x_p) \in \Omega$ 也成立^[44]。也就是说, 训练样本集内的训练样本应具有典型性。如果训练样本集缺乏典型性, 就很难期望模

式分类系统能够有效地识别它所未曾学习过的东西，而这必将会导致分类系统性能的下降，但是目前却又难给出一个定量的指标来衡量训练样本集的典型性。

针对这一问题，本章提出了一个典型训练样本集的选取方法，其工作流程如图 2-4 所示。图中，原始训练样本集是指由变压器油中溶解的七种特征气体含量组成的训练样本集，而归一化处理则采用了 2.3 节的方法。

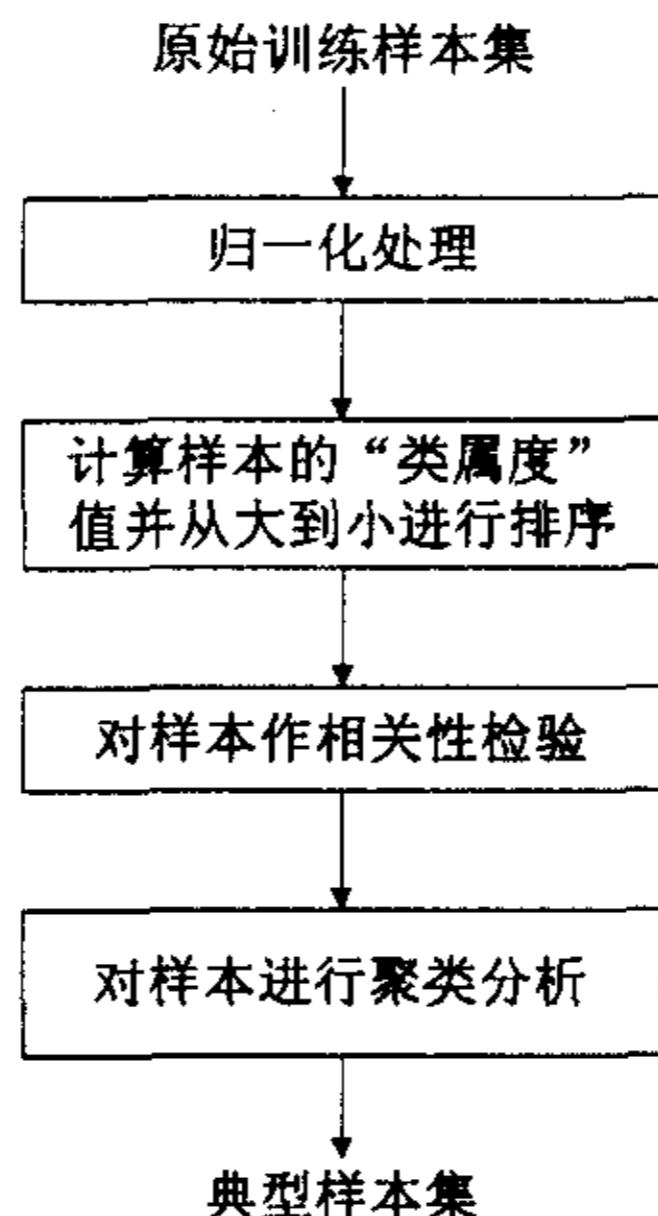


图 2-4 典型样本选取流程图

实现典型样本选取的关键是定义“类属函数”。对于一个含有 N 个训练样本，分别属于 K 类故障的模式分类问题，其中某一被评估个体的类属函数可定义为：

$$F_{class} = \max(M_{1/l}, M_{2/l}, \dots, M_{i/l}, \dots, M_{K/l}) \quad (2-2)$$

式中 l 为距被评估个体距离最近的训练样本数，其数量人为设定；

i 表示故障模式的下标；

M_i 是 l 个学习样本中属于第 i 类故障的样本数。

可见，根据被评估个体落入每一故障模式相对优劣程度的统计运算结果，即可判断出被评估个体属于某一类故障的最大可能性^[90]。因此，可将被评估个体的类属函数值作为衡量其典型性的指标。图 2-4 中对类属函数值进行排序的目的，是在进行相关性检验与聚类分析时，对于相关性显著或

聚类分析结果属于同一类的某些训练样本组合，应取其中类属函数值最大的训练样本作为该训练样本组合的代表，从而确保在最终形成的典型训练样本集中尽可能多地保留有类属函数值大的训练样本。

在对典型训练样本进行筛选时，也可能会遇到一些彼此间相关性相当显著的训练样本，在这种情况下，并不一定要将所有的训练样本都作为神经网络的输入。因此可利用多元统计分析技术中相关分析的概念对归一化后的训练样本集进行相关性检验，以剔除一些冗余的训练样本。

这里采用了 Pearson 积矩相关衡量样本间的关联程度^[91]，被测样本序列对 (x_i, y_i) 间的 Pearson 相关系数可表示为：

$$r = \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) / [\sum (x_i - \bar{x})^2 \times \sum (y_i - \bar{y})^2]^{1/2} \quad (i=1,2,\dots,7) \quad (2-3)$$

式中 x, y 分别表示以油中溶解气体分析结果组成的两个不同的训练样本；而 \bar{x}, \bar{y} 则分别表示 $\{x_i\}$ 与 $\{y_i\}$ 的均值。

相关系数 r 是用以描述训练样本间线性相关程度的统计量，取值范围在 $-1 \sim +1$ 之间，通常只有当 r 的绝对值达到一定程度时，才可认为样本间是线性相关的。本章利用双尾检验标准来检验样本间相关系数的显著性，以 $\alpha=1\%$ 水平作为衡量样本间是否具有显著相关的标准，即当相关系数 $r > r_{0.01}$ 时，样本间显著相关，而 $r_{0.01}$ 的数值可通过查相关系数表获得。

在对训练样本集进行相关性检验后，仍有可能存在一些空间距离上比较接近且仍属于同一类故障的训练样本，这时可采用多元统计分析技术中聚类分析的概念对其进行处理。进行聚类分析时，可将每个训练样本看成是空间中分布的一个点，并应将空间距离相对较近的点归为一类，而将距离相对较远的点归属于不同的类。以欧氏距离的平方为测距标准的重心聚类方法是典型样本集筛选过程中选用的聚类分析方法^[92]。

采用上述方法对归一化后的训练样本集进行筛选后，就可以得到容量虽不大但已包含有比较典型训练样本的训练样本集。

2.5 输入特征参量的确定

当利用神经网络进行变压器绝缘故障的诊断时，首先要考虑的就是输入特征矢量的选取，合适的输入特征矢量将会对神经网络诊断准确率的提高有所帮助。但前节已指出，目前已提出的输入矢量选择方法在理论上的依据还比较薄弱，所以选取往往带有一定的随机性。针对这一问题，本章利用多元统计分析技术中聚类分析和因子分析的概念对归一化后的油中溶

解气体分析数据进行处理，初步实现了神经网络输入特征矢量的选取。

由于变压器油中溶解的 H_2 、 CO_2 、 CO 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 和 C_2H_2 气体中的有些气体间可能存在有较强的相关性，其中某个特征气体所反映的信息即可基本涵盖与之相关的一系列特征气体所含有的信息，所以有可能用少量的、有代表性的特征气体作为神经网络的输入而几乎不影响网络的分类效果。因此在对神经网络的输入矢量进行选择时，宜先进行变量聚类，这里仍采用了以欧氏距离的平方为测距标准的重心聚类法^[92]。

考虑到不同特征气体对过热及放电性故障的反映程度有所不同，所以应分别对过热及放电性故障进行变量聚类，结果如表 2-1 所示。

表 2-1 过热性故障及放电性故障的变量聚类结果

故障类型	聚类数目	
	六类	五类
过热性故障	$H_2, CO_2, CO, CH_4, (C_2H_4), C_2H_6, C_2H_2$	$H_2, CO_2, CO, CH_4, (C_2H_6, C_2H_4), C_2H_2$
放电性故障	$H_2, CO_2, CO, CH_4, (C_2H_4), C_2H_6, C_2H_2$	$H_2, (CH_4, C_2H_4), CO_2, CO, C_2H_6, C_2H_2$

在变压器故障诊断过程中，也会遇到在某一坐标系下难以对故障进行有效区分的情况，而在经适当的坐标变换后则可较好地实现对故障模式的分类^[93]，如图 2-5 所示。在变量聚类结果的基础上再进行因子分析就是基于这样的考虑，这里所采用的是特殊形势的因子分析技术—主成份分析^[92]。

主成份分析的基本思想是：从观测到的 N 个样本点中分别求出 m 条线性拟合曲线，使得对应的 m 个变量间彼此正交，并且保证在这 m 个变量中，第一个变量具有最大的方差；而在与第一个变量不相关的其他变量中，第二个变量应具有最大的方差；余此类推。

理论上讲有多少个原始变量就有多少个主成份分量，但在实际应用中，考虑到前面的几个主分量已集中了大部分的方差，所以主分量数目通常小于原始变量的数目，其数目视具体情况而定。

但主成份分析的结果经常会出现对某些因子不易命名的情况，此时若通过正交旋转变换即可使得对各因子的命名更加容易，并且正交转换后的结果仍可保证各因子分量正交。本章所采用的是方差最大的正交旋转变换

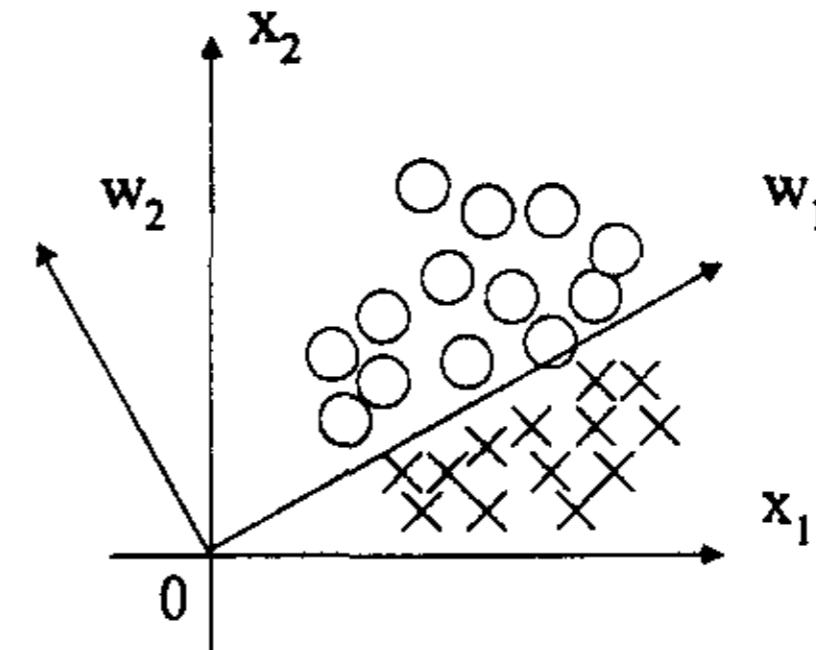


图 2-5 坐标变换对分类的影响

(Varimax) [92]。如对过热性故障, 在输入矢量被聚成五类后再提取四个主成份时, 其中的一个因子分量为:

$$factor = 0.619 \times \varphi_{H_2} - 0.649 \times \varphi_{CO_2} - 0.684 \times \varphi_{CO} + 0.602 \times \varphi_{CH_4} + 0.647 \times \varphi_{C_2H_2}$$

式中 φ_{H_2} 、 φ_{CO_2} 、 φ_{CO} 、 φ_{CH_4} 、 $\varphi_{C_2H_2}$ 分别对应着归一化后的 H_2 、 CO_2 、 CO 、 CH_4 、 C_2H_2 这五种特征气体的数据。

在 *factor* 中各特征气体项的系数彼此比较接近, 很难说出它主要反映的是那些特征气体所包含的信息, 因而难以对其进行命名, 但经正交旋转变换后 *factor* 则可变为:

$$factor = -0.028 \times \varphi_{H_2} + 0.932 \times \varphi_{CO_2} + 0.881 \times \varphi_{CO} - 0.025 \times \varphi_{CH_4} - 0.148 \times \varphi_{C_2H_2}$$

可见, *factor* 中 CO 和 CO_2 项的系数明显比其他特征气体项对应的系数大, 所以可将其命名为碳氧化物因子。

经上述方法选取的输入特征矢量, 既保证了特征矢量间的正交性, 又减少了输入矢量的维数, 因而有助于神经网络诊断准确率的提高及泛化能力的改善。

2.6 仿真结果与分析

2.6.1 原始训练样本集的建立

在对历年电力系统有关技术刊物及相应资料上公布的故障实例进行统计后, 选取经实际吊芯等检查后结论已较明确的 811 台次故障变压器的 DGA 数据组成原始样本集, 其中: 随机选取 579 例故障变压器的 DGA 数据组成原始训练样本集, 而以其余的 232 例组成检验样本集。各种类型故障在原始样本集中的分布情况如表 2-2 所示。

表 2-2 各类型故障在样本集中的分布情况

项目	故障类型			
	导电回路过热	导磁回路过热	涉及固体绝缘放电	不涉及固体绝缘放电
训练样本集	209	186	93	91
检验样本集	65	79	47	41

2.6.2 可靠性数据分析技术的应用

前文述及, 利用可靠性数据分析对 DGA 数据进行归一化处理后, 神经网络的诊断准确率将有望得到提高。下面就通过比较图 2-2 中的 ANN2-1 和 ANN2-2 网络在输入数据归一化前、后分类性能的差异来说明这一问题, 实

例的检验结果如表 2-3 所示, 表中以七种特征气体作为网络的输入矢量。

表 2-3 DGA 数据的归一化处理对网络分类性能的影响

项目	ANN2-1		ANN2-2	
	导电回路过热	导磁回路过热	涉及固体绝缘放电	不涉及固体绝缘放电
检验样本数	65	79	47	41
归一化 处理前	正判数	47	61	35
	正判率(%)	72.3	77.2	74.5
归一化 处理后	正判数	51	68	39
	正判率(%)	78.5	86.1	83.0
				87.8

可见, 在利用可靠性数据分析对网络输入数据进行归一化处理后, 网络的分类性能有了明显的改善。

2.6.3 典型训练样本的选取

理论上讲, 训练样本集的容量越大, 所含有的信息就越丰富, 训练后神经网络的诊断准确率就有可能提高; 但由于此时训练样本集内也可能含有信息重复的冗余样本, 所以将其剔除后应几乎不影响神经网络的诊断准确率, 这样就可用较小的典型训练样本集获取较高的诊断准确率。以组合神经网络模型中的 ANN1 网络为例, 采用 2.4 中的典型样本选择方法选取不同容量的典型训练样本集对 ANN1 网络进行训练后, 再利用检验样本集检验网络的分类能力, 可得到图 2-6 所示的结果。图中: $l = 59$ 是计算“类属函数”的数值时 l 的取值。

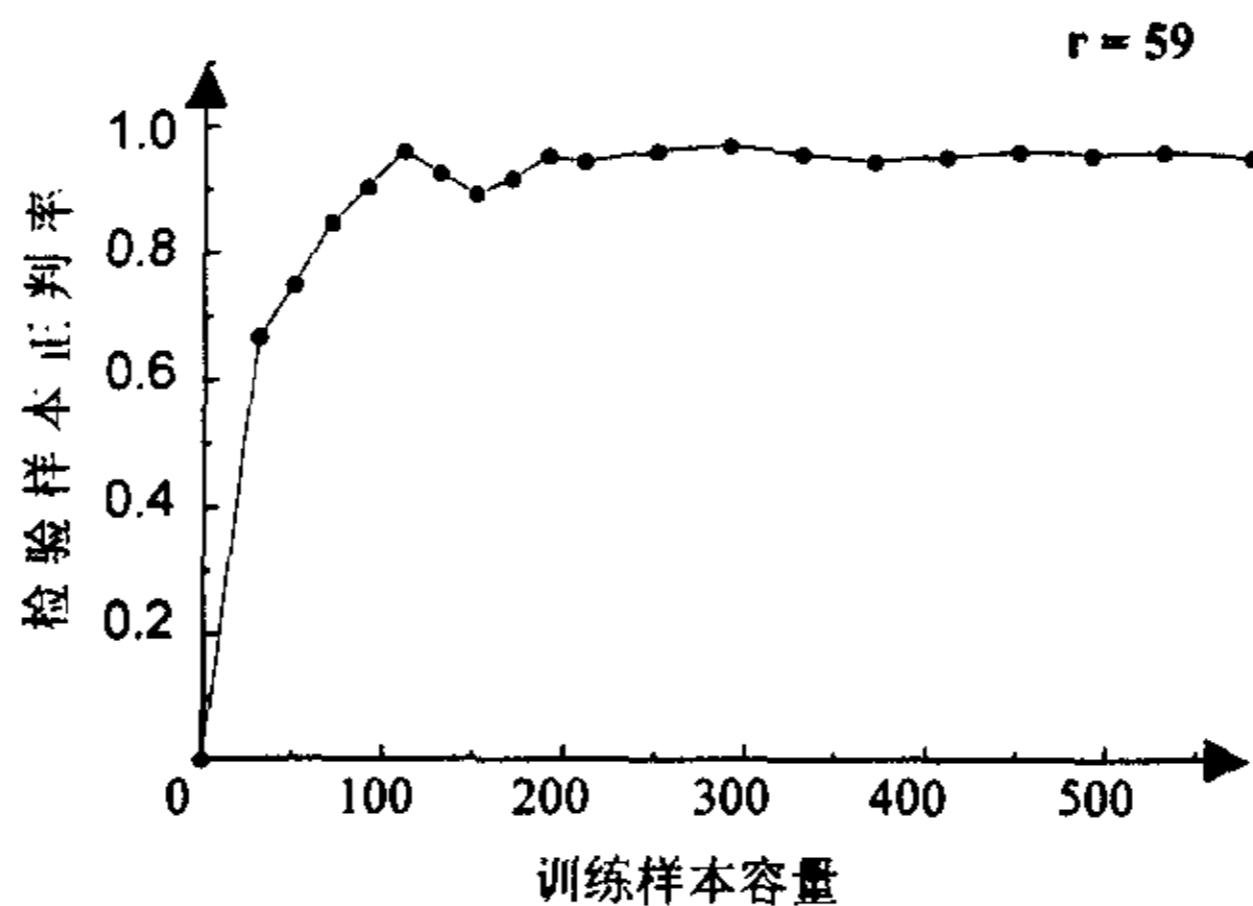


图 2-6 训练样本容量和 ANN1 网络诊断准确率间的关系图

可见，在选取容量较小的典型训练样本集对网络进行训练后，对检验样本集而言，ANN1 网络已可获得较高的诊断准确率，所以说对原始训练样本集作典型性筛选是有可能实现的。

采用 2.4 中的典型样本选取方法对图 2-2 中 ANN2-1 和 ANN2-2 网络的原始训练样本集进行典型性筛选后，可再利用检验样本集对训练样本集筛选前、后的网络分类能力进行比较，结果如表 2-4 所示。

表 2-4 典型样本选取前、后网络分类能力的比较

ANN2-1	<i>l</i>	19				39				59			
	<i>n</i>	60	80	120	160	80	100*	120	160	80	100	120	160
	准确率(%)	79.2	79.9	77.8	78.5	77.8	84.7	79.2	83.3	75.7	79.9	82.6	81.3
ANN2-2	<i>l</i>	9				19				39			
	<i>n</i>	40	60	70	90	50	60*	70	90	40	50	70	90
	准确率(%)	76.1	81.8	76.1	80.7	84.1	86.4	84.1	84.1	78.4	77.3	78.4	79.5

表示该组数据为比较合适的典型训练样本集。

由表 2-4 可以看出：对 ANN2-1 网络，当选取 100 个左右的典型样本来训练网络时即可获得较高的诊断准确率；而对 ANN2-2 网络，选用 60 个左右的典型训练样本训练网络时即可较好地实现对放电性故障的识别。所以在对原始训练样本集作典型化处理后，网络在经容量较小的典型训练样本集训练后即可获得较高的诊断准确率。应该指出的是，上述的样本选取结果并不能说明在取该数量的典型样本训练网络时网络的分类效果就是最好的，但可以说明在取该数量或取其附近数量的典型样本训练网络时可获得较好的网络分类效果。

2.6.4 输入特征参量的选取

对神经网络输入特征矢量的选取可采用 2.5 节提出的方法，但在对归一化后的 DGA 数据进行变量聚类时发现，选取何种特征气体作为同类特征气体集的代表变量也是一个迫切需要解决的问题。为解决这一问题，可先分别选取不同的特征气体作为同类特征气体集的代表变量，然后将其和其他不同类特征气体一起组成输入矢量送入相应的神经网络进行处理，通过比较不同代表变量对应的网络分类性能，即可选出同类特征气体集中的最佳代表变量。对图 2-2 中 ANN2-1 和 ANN2-2 的代表变量进行选取后，得到了表 2-5 的结果。

表 2-5 变量聚类时同类气体集中代表变量的选取结果

网络标识	输入矢量维数	6		5		
	代表变量	CH ₄	C ₂ H ₄	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄
ANN2-1	导电回路过热 (%)	80.0	83.1	78.5	78.5	80.0
	导磁回路过热 (%)	79.7	81.0	75.9	74.7	77.2
	总正判率 (%)	79.9	81.9	77.1	76.4	78.5
网络标识	输入矢量维数	6		5		
	代表变量	CH ₄	C ₂ H ₄	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₄
ANN2-2	涉及固体绝缘放电 (%)	83.0	83.0	80.9	74.5	78.7
	不涉及固体绝缘放电 (%)	87.8	85.4	75.6	92.7	85.4
	总正判率 (%)	85.2	84.1	78.4	83.0	81.8

从表中可见，当选取不同变量作为同类特征气体集的代表变量时，相应的网络输出结果也存在有一定的差别，这就说明不同特征气体涵盖同类特征气体集所含信息的能力是有差异的，但也存在有一定的规律性，具体来说：对过热性故障，C₂H₄更能反映出它的特征；而对放电性故障，CH₄则可更好的反映出它的特点。

利用 2.5 中的方法对训练样本集及检验样本集内的数据进行处理后，可先利用训练样本集对 ANN2-1 和 ANN2-2 网络分别进行训练，然后再利用检验样本集对这两个网络的分类能力进行检验，即可得到表 2-6 所示的诊断结果。

表 2-6 输入特征矢量的选取对神经网络分类性能的影响

网络标识	故障类型	输入矢量 [*]							
		X ₇	X ₆	X ₅	X ₇₅	X ₇₄	X ₆₄	X ₅₄	X ₅₃
ANN2-1	导电回路过热 (%)	78.5	83.1	80.0	87.7	83.1	86.2	87.7	84.6
	导磁回路过热 (%)	86.1	81.0	77.2	84.8	87.3	87.3	92.4	73.4
	总正判率 (%)	82.6	81.9	78.5	86.1	85.4	86.8	90.3	78.5
网络标识	故障类型	输入矢量 [*]							
		X ₇	X ₆	X ₅	X ₇₅	X ₇₄	X ₆₄	X ₅₄	X ₅₃
	涉及固体绝缘放电 (%)	83.0	83.0	74.5	72.3	85.1	85.1	80.9	80.9
	不涉及固体绝缘放电 (%)	87.8	87.8	92.7	87.8	75.6	92.7	70.7	75.6
	总正判率 (%)	85.2	85.2	83.0	79.5	80.7	88.6	76.1	78.4

* 输入矢量下标中的第一个数字表示变量聚类的数目；如使用主成份分析，则第二个数字表示主成份分量的个数。

可见，在识别过热性故障时， X_{54} 的诊断准确率要略高一些；而在识别放电性故障时， X_{64} 的诊断准确率总体来看要好一些。这说明：虽然当输入矢量从 7 种特征气体降为 6 种或 5 种特征气体时，网络的诊断准确率可能会略有下降，但在进行因子分析时，若代表性特征气体选择合理，则可有效地消除特征气体多时其中可能含有的冗余信息，因而可能通过比较简洁的坐标变换来获得较高的诊断准确率。

2.6.5 组合神经网络模型的实现

将典型样本及输入矢量的选取方法综合应用于图 2-2 后，其诊断结果和利用单 BP 网络区分四种故障的诊断准确率的比较结果如表 2-7 所示。

表 2-7 单神经网络和组合神经网络分类能力的比较

项目		导电回路 过热	导磁回路 过热	涉及固体绝缘 放电	不涉及固体绝 缘放电
检验样本数		65	79	47	41
单神经网 络模型	正判台次	52	63	37	33
	正判率 (%)	80.0	79.7	78.7	80.5
	总正判率 (%)	79.7			
组合神经 网络模型	正判台次	59	72	43	38
	正判率 (%)	90.8	91.1	91.5	92.7
	总正判率 (%)	91.4			

可见，由于对组合神经网络模型中不同神经网络模块的训练样本集与输入特征矢量分别进行了优化，所以每个神经网络模块的分类性能都有所改善，有助于进一步提高组合神经网络模型的诊断准确率，这一结论也可从上表中的比较结果得出，组合神经网络模型对变压器几种主要故障模式的诊断准确率已达 91.4%，远较单神经网络模型为优。

2.7 结论

在利用神经网络进行变压器故障诊断时，经常会遇到网络收敛缓慢与泛化能力不足的问题，除了结构上的缺陷以外，输入数据过于离散、训练样本不够典型以及输入特征矢量的选取不当等因素都将会影响网络的分类性能，本章针对这些问题做了以下工作：

(1) 利用可靠性数据分析对神经网络的输入数据进行归一化处理，可有效地缩小原始样本数据间的差异，从而有助于改善网络的收敛性能，提

高网络的分类性能。

(2) 引入了“类属函数”的概念，并通过计算训练样本的“类属度”以初步实现对训练样本典型性的定量衡量，在此基础上通过对原始训练样本集进行相关分析及聚类分析即可实现典型训练样本集的选取；而在对神经网络的输入矢量进行选取时，先进行变量聚类，可有效地消除特征气体多时其中可能含有的冗余信息，再进行因子分析则可通过比较简洁的坐标变换提高网络的诊断准确率。

将上述方法综合应用于组合神经网络模型后，得到了较为满意的诊断效果，证实了所述方法的有效性。

3 基于范例推理的变压器油中气体分析综合诊断模型

以变压器的油中溶解气体分析结果为基础,先提出基于神经网络和基于模糊数学的两种新的范例检索算法,然后再结合已有的基于欧氏距离的范例检索算法建立范例推理综合故障诊断模型。该诊断模型能够综合各种范例检索算法的优点,因而具有较高的诊断准确率。

3.1 引言

前已述及,结合人工智能技术的变压器故障诊断方法由于具有诸多优点,因而已成为近年来的研究热点之一。目前在该领域中应用的人工智能技术主要有神经网络、模糊数学以及专家系统等,而范例推理(Case-Based Reasoning,简称CBR)作为人工智能领域中一个较新的研究方向,又有助于利用已有的经验知识来解决所面临的新问题^[94]。因而对像大型电力变压器故障诊断这样既缺乏明确因果关系又需要大量经验的领域,利用范例推理进行变压器绝缘故障的识别是很有价值的,文[51]就在这方面进行了成功的尝试。

本章先按故障发生部位对变压器绝缘故障进行分类:对已搜集到的大量故障变压器实例,依据吊芯等实际检查结果将其划分到不同的类中,从而建立起由故障变压器的故障类属结果及DGA等数据组成的源范例库。当需要进行故障诊断时,先分别应用已有的基于欧式距离的范例检索算法和本章首次提出的基于模糊数学和基于神经网络的范例检索算法分别检索出与待诊变压器故障征兆相似的源范例集,然后通过对检索出的源范例进行综合判断而得到和待诊变压器故障征兆最接近的最佳源范例;考虑到故障征兆相似的变压器可能是由相似的故障原因所引起的,因此待诊变压器和最佳源范例的故障原因可能很相似。由于源范例的故障原因已按诸如铁芯多点接地、围屏放电等故障发生部位的形式进行存储,因此还有可能确定出待诊变压器中比较具体的故障发生部位,这将对变压器维修计划的制定有所帮助。

3.2 范例推理的基本原理

范例推理的研究最早可追溯到70年代后期Schank等人的脚本理论研究工作,它的推理方式与人类利用经验解决问题的方式非常相近^[95]。通常当人们遇到新问题时,总是先进行回忆,从记忆中找出在几个重要特征上

与新问题相似的事例，然后把该事例中的有关信息和知识引用到新问题的分析和处理过程中，最终得到新问题的一个解答。

在范例推理中，当前所面临的问题或情况称为目标范例（Target Case），而将已经记忆过的问题或情况称为源范例（Base Case）。简单地说，范例推理就是由目标范例的提示获得记忆中的源范例，并由源范例来指导目标范例的求解过程，其工作流程框图如图 3-1 所示^[51]。

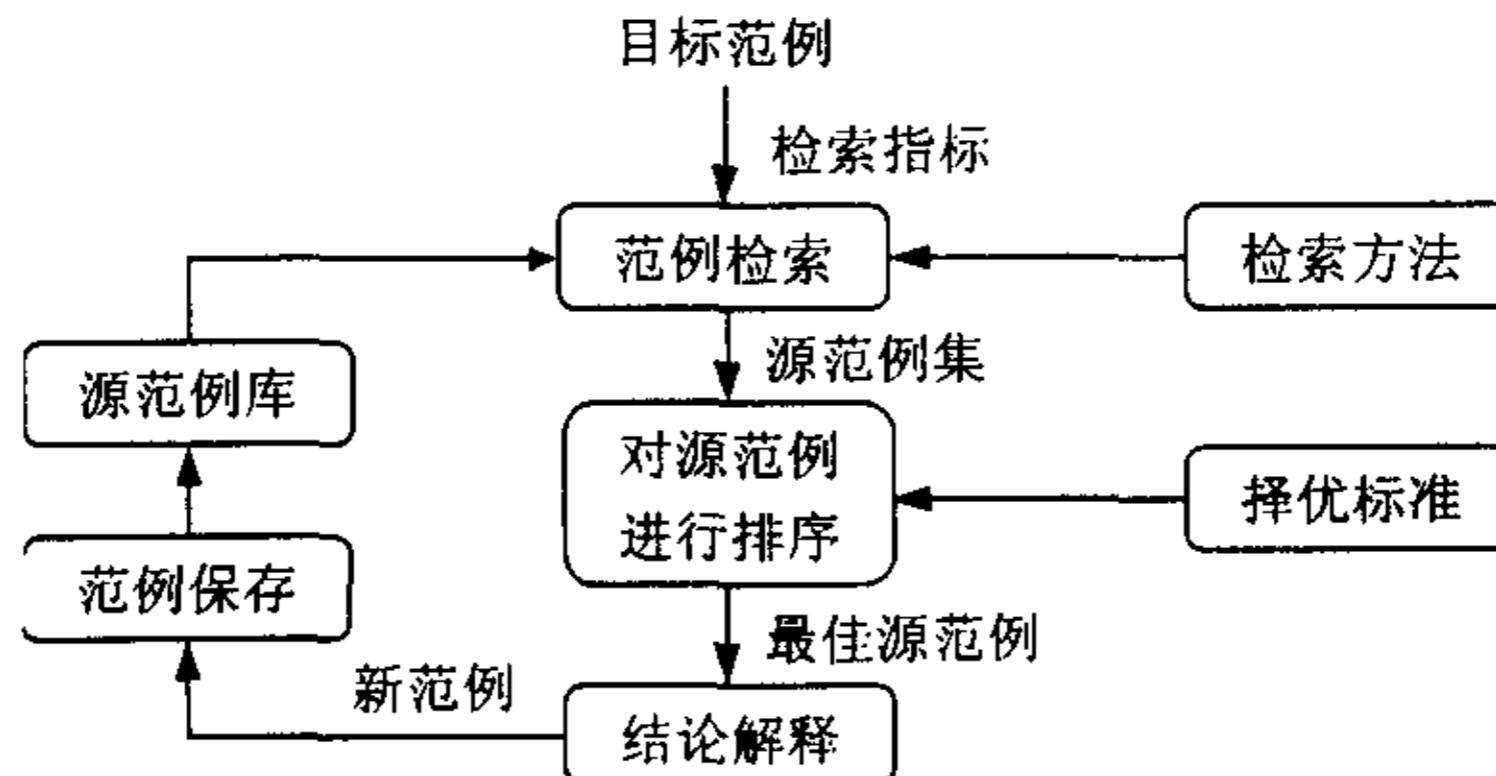


图 3-1 范例推理的基本工作原理框图

从图中可见，范例推理的工作流程主要是由范例检索、范例复用、范例修正以及范例保存四部分组成的。其中范例检索是求解问题的关键，因为后面所有工作能否发挥出应有的作用，在很大程度上取决于通过范例检索而获得的源范例质量的高低。

范例检索也可再进一步分为三个子过程：特征辨识、初步匹配以及最佳源范例的选定^[96]，分别如下所述：

(1) 特征辨识是对新问题进行特征提取的过程，它可以从对问题的描述中直接获取特征；也可在对问题进行分析理解后提取特征。有效特征的提取，不仅有助于全面而深入地反映出问题的本质，而且也将会提高源范例的检出效果。

(2) 初步匹配是指从源范例库中检索到的一组与当前新问题相关的候选源范例，这是通过使用上述特征作为源范例库的索引来完成检索的。由于一般不存在完全的精确匹配，所以要对源范例与求解问题间的特征关系进行相似度的估计。由此可知，如何进行相似度的估计也必将影响源范例的检索过程。

(3) 最佳选定是在初步匹配过程中获得的一组候选范例中选取一个与当

前问题最相关的源范例的过程。通常的做法是先对候选范例进行有效性测试或评估，然后依据某种度量标准对候选范例进行排序，得分最高的就成为最佳范例。因此在选定最佳范例的过程中，合适的度量标准的选取将是一个非常关键的问题。

检索出最佳源范例后，通过将其解答结果复用于新问题的求解即可获得新问题的一个解释。但有时复用阶段产生的求解结果并不理想，因而需要对其进行修正，直到新问题获得圆满的解决。此后即可将这个新问题又作为一个新的范例存入源范例库中，以便当以后遇到情形与之相同或相似的问题时应用。

综上所述，在基于范例的推理中知识的表示是以范例为基础的，由于范例的获取比规则的获取要容易一些，因而可简化知识的获取难度；而通过对过去的求解结果进行复用，并不是再次从头进行推导，又将提高对新问题的求解效率。所以对于那些很难通过计算推导来解决的问题，范例推理可能发挥较好的作用^[97]。

3.3 各种范例检索算法的基本原理及其检索性能

3.3.1 变压器绝缘故障的基本故障类型

前面已经提出，变压器绝缘故障的诊断过程实际上应是一个逐步细化的过程。而范例推理诊断模型的建立也是以这样的考虑为基础的，即先通过事先确定的分类原则确定出待诊变压器的范例检索空间，然后在该检索空间内依据预先定义的相似度指标进行源范例的检索。如在源范例检索空间内，先对应第 3 章中定义的导电回路过热等四种故障原因进行分类，虽比较粗略但分类准确性较高；而源范例的故障原因却往往是按照更为具体的故障原因进行存储的，如铁芯多点接地、围屏放电等，所以将最佳源范例的故障原因复用给待诊变压器后，所得出的诊断结论有可能是比较具体的故障部位。这就实现了对变压器故障的逐步细化诊断。

基于这样的考虑，需要对已搜集到的 811 台次故障变压器的故障类型进行更进一步的细分。每台变压器的故障细分结果及相应的经归一化处理过的 DGA 数据一起将组成范例库中的一个范例。在对 811 台次故障变压器的 DGA 数据经随机选取后，可分别组成源范例库和待诊样本集，表 3-1 列出了按吊芯等实际检查结果对故障进行分类的结果以及源范例库和待诊样本集中各种故障类型的分布情况。

表 3-1 变压器故障类型的划分及源范例库和待诊样本集的故障分布情况

项目	导电回路过热			导磁回路过热		涉及固体绝缘放电			不涉及固体绝缘放电		
	分接故障	引线故障	绕组低温过热	铁芯故障	漏磁过热	围屏放电	匝间短路	引线闪络	悬浮放电	油中局放	分接开关渗漏
源范例库	117	78	14	129	57	23	36	34	61	21	9
待诊样本	25	35	5	53	26	12	20	15	24	13	4

3.3.2 基于欧式距离的范例检索算法及检索性能

当应用基于欧式距离的范例检索算法进行范例检索时, 先选取油中溶解的 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 CO_2 和 CO 等七种气体作为范例检索的特性指标, 然后对这七种气体的数据进行归一化处理, 并利用欧式距离 d_{ij} 来描述范例间的相似程度, 如式 (3-1) 所示:

$$d_{ij} = \left\{ \sum_{k=1}^7 (a_{ik} - a_{jk})^2 \right\}^{1/2} \quad (3-1)$$

式中 a_{ik} 和 a_{jk} 分别表示第 i 个和第 j 个范例的第 k 个特性指标。

考虑综合故障诊断的需要, 宜将源范例与目标范例相似度的取值范围限制在 0~1 之间, 因此可将基于欧式距离的范例检索算法的相似度 Sim_1 定义为式 (3-2) :

$$Sim_1 = 1/(1 + d_{ij}) \quad (3-2)$$

在利用表 3-1 中的源范例库及待诊样本集对该检索算法的检索性能进行检验后, 可得到表 3-2 所示的结果。

表 3-2 基于欧式距离的范例检索算法的检索性能

项目	故障类型										
	导电回路过热			导磁回路过热		涉及固体绝缘放电			不涉及固体绝缘放电		
待诊样本	65			79		47			41		
正分台次	52			65		33			37		
正分率(%)	80.0			82.3		70.2			90.2		
项目	分接故障	引线故障	绕组低温过热	铁芯故障	漏磁过热	围屏放电	匝间短路	引线闪络	悬浮放电	油中局放	分接开关渗漏
待诊样本	25	35	5	53	26	12	20	15	24	13	4
正判台次	16	24	3	38	19	6	13	10	19	10	3
正判率(%)	64.0	68.6	60.0	71.7	73.1	50.0	65.0	66.7	79.2	76.9	75.0

3.3.3 基于神经网络的范例检索算法及检索性能

在基于神经网络的范例检索算法中，先利用第3章中的组合神经网络模型确定出待诊变压器所处的源范例搜索空间，然后利用Pearson积矩相关系数 r 作为相似度指标在确定的空间内检索出与待诊变压器故障征兆相近的源范例集。其中：组合神经网络的输入矢量及范例检索过程中的特性指标均选取 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 CO_2 和 CO 这七种特征气体。

源范例 x 和目标范例 y 间的Pearson积矩相关系数可表示为式(3-3)：

$$r = \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) / [\sum (x_i - \bar{x})^2 \times \sum (y_i - \bar{y})^2]^{1/2} \quad (3-3)$$

式中 x_i 、 y_i 分别表示范例 x 和 y 的第 i 个特性指标； \bar{x} 、 \bar{y} 分别表示范例 x 和 y 的均值。

相关系数 r 可用来描述范例间的相关程度，因此在基于神经网络的范例检索算法中将其作为表征范例相似程度的指标，即 $Sim_2 = r$ 。对表3-1采用基于神经网络的范例检索算法时，其检索效果如表3-3所示。

表3-3 基于神经网络的范例检索算法的检索性能

项目	故障类型										
	导电回路过热		导磁回路过热		涉及固体绝缘放电		不涉及固体绝缘放电				
待诊样本	65		79		47		41				
正分台次	59		72		43		38				
正分率(%)	90.8		91.1		91.5		92.7				
项目	分接 故障	引线 故障	绕组低 温过热	铁芯 故障	漏磁 过热	围屏 放电	匝间 短路	引线 闪络	悬浮 放电	油中 局放	分接开 关渗漏
待诊样本	25	35	5	53	26	12	20	15	24	13	4
正判台次	18	28	3	43	20	9	15	11	18	10	3
正判率(%)	72.0	80.0	60.0	81.1	76.9	75.0	75.0	73.3	75.0	76.9	75.0

3.3.4 基于模糊数学的范例检索算法及检索性能

在变压器的故障诊断过程中经常会遇到一些不确定的信息，而利用模糊数学能较好地解决这些不确定信息可能给故障诊断带来的困难，从而建立起基于模糊数学的范例检索模型。

3.3.4.1 模糊数学的一些基本概念^[98,99]

美国计算机与控制论专家L.A.Zadeh教授于1965年提出的模糊数学理论，能够给出模糊现象的定量表示方法，从而较好地解决了对模糊性现象

的处理问题。下面就简单介绍一下模糊数学的一些基本概念。

(1) 模糊隶属函数

设 U 为普通集合 (也称论域)，有映射: $\mu_{\tilde{A}}(u): U \rightarrow [0,1]$, $u \in U$ ，则称 \tilde{A} 为模糊集合， $\mu_{\tilde{A}}(u) \in [0,1]$ 为 u 属于模糊集合 \tilde{A} 的隶属程度，映射 $\mu_{\tilde{A}}(u)$ 便被称为模糊集合 \tilde{A} 的隶属函数。

而在利用模糊数学理论求解实际问题时，首先要确定的就是各模糊集合的模糊隶属函数，因为正确构造模糊隶属函数是能否用好模糊集合的关键。目前常用的隶属函数确定方法有模糊统计法、函数分段法、二元对比排序法和专家经验法等。本章主要利用概率统计方法确定模糊分布中的各项系数，并最终建立变压器故障诊断过程中各特征参量的隶属函数。

(2) 模糊关系及其合成

设 U, V 是两个论域，由直积 $U \times V$ 作出了一个新的论域。则 $U \times V$ 上的任何一个模糊集合 \tilde{R} 都称为 U 与 V 之间的一个模糊关系：

$$\tilde{R}: U \times V \rightarrow [0,1] \quad (3-4)$$

可将其隶属函数记为 $\mu_{\tilde{R}}(u, v)$ 。若 U 和 V 中的元素都只有有限个，则称 U 到 V 之间的模糊关系为模糊关系矩阵。

由模糊关系的定义可知，它实际上是定义在直积空间上的一个模糊集合，因此它也遵从一般模糊集合的运算规则。

设 U, V, W 是三个论域， \tilde{R} 是 U 到 V 的模糊关系， \tilde{S} 是 V 到 W 的模糊关系，则 \tilde{R} 到 \tilde{S} 的合成 \tilde{T} 也是一个模糊关系，记为 $\tilde{T} = \tilde{R} \circ \tilde{S}$ ，它具有隶属度：

$$\mu_{\tilde{T}}(u, w) = \bigcup_{v \in V} (\mu_{\tilde{R}}(u, v) \cap \mu_{\tilde{S}}(v, w)) \quad (3-5)$$

其中： \circ 表示模糊合成， \cap 代表取小(min)， \cup 代表取大(max)。该合成被称为 max-min 合成，是目前应用最为广泛的模糊关系合成方法，除此之外也还有其他的选择。

3.3.4.2 基于模糊数学的范例检索算法的范例检索过程

- (1) 将源范例库中的四个源范例搜索空间分别记为 A_1, A_2, A_3 和 A_4 。
- (2) 经分析比较后，推荐选取 $\text{CH}_4/\text{H}_2, \text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4, \text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6, \text{CO}_2/\text{CO}$ 作为范例检索过程中的特性指标，并分别被记为 μ_1, μ_2, μ_3 和 μ_4 ，并用特征向量 $\mu = [\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4]$ 反映变压器的故障性质。

(3) 构造源范例搜索空间的隶属函数。定义 A_{ij} 为第 j 个特性指标隶属第 i 个搜索空间的模糊子集，则 A_{ij} 的隶属函数为式 (3-6)：

$$\mu_{A_{ij}}(\mu_j) = e^{-K_{ij}(\mu_j - a_{ij})^2} \quad (3-6)$$

式中 $i=1,2,3,4$; $j=1,2,3,4$; K_{ij} 和 a_{ij} 均为常数，可通过统计运算获得。

所以对源范例搜索空间 A_i 而言，其隶属函数应为： $\mu_{A_i}(\mu) = \bigvee_{j=1}^4 \mu_{A_{ij}}(\mu_j)$ ， $i=1,2,3,4$ 。

(4) 确定待诊变压器所处的源范例搜索空间。先计算待诊变压器的特征向量 μ ，然后求出该特征向量隶属于不同源范例搜索空间的模糊隶属度，再利用最大隶属度原则确定出待诊变压器所处的源范例搜索空间。

(5) 在(4)中所确定的搜索空间内以模糊贴近度作为相似度指标进行源范例的检索。模糊贴近度 σ 的定义为式 (3-7)：

$$\sigma = \frac{\sum_{k=1}^4 (a_k \wedge b_k)}{\sum_{k=1}^4 (a_k \vee b_k)} \quad (3-7)$$

式中 a_k 、 b_k 分别表示两个不同范例 a 、 b 的第 k 个特性指标。

因此在基于模糊数学的范例检索算法中，模糊贴近度被定义为范例间相似程度的度量标准，即 $Sim_3 = \sigma$ 。

对表 3-1 所列的源范例库及待诊样本集，利用基于模糊数学的范例检索算法进行范例检索，结果如表 3-4 所示。

表 3-4 基于模糊数学的范例检索算法的检索性能

项目	故障类型										
	导电回路过热		导磁回路过热		涉及固体绝缘放电		不涉及固体绝缘放电				
待诊样本	65		79		47		41				
正分台次	58		70		42		33				
正分率(%)	89.2		88.6		89.4		80.5				
项目	分接 故障	引线 故障	绕组低 温过热	铁芯 故障	漏磁 过热	围屏 放电	匝间 短路	引线 闪络	悬浮 放电	油中 局放	分接开 关渗漏
待诊样本	25	35	5	53	26	12	20	15	24	13	4
正判台次	20	26	4	42	20	8	14	12	17	9	3
正判率(%)	80.0	74.3	80.0	79.2	76.9	66.7	70.0	80.0	70.8	69.2	75.0

3.4 范例推理综合诊断模型的建立

鉴于变压器故障形式、原因的多样性，因而在实际的诊断过程中，仅仅应用一种范例检索算法进行源范例的检索往往带有一定的局限性，更为合理的做法是先分别利用不同的检索算法检索出和待诊变压器故障征兆相近的源范例集，再通过对源范例的综合评判以获得最佳源范例，然后复用最佳源范例的信息可帮助获得待诊变压器的诊断结论，类似医疗诊断中的会诊。范例推理综合诊断模型的建立就是基于这样的考虑，如对 DGA 进行诊断时，其结构框图如图 3-2 所示。

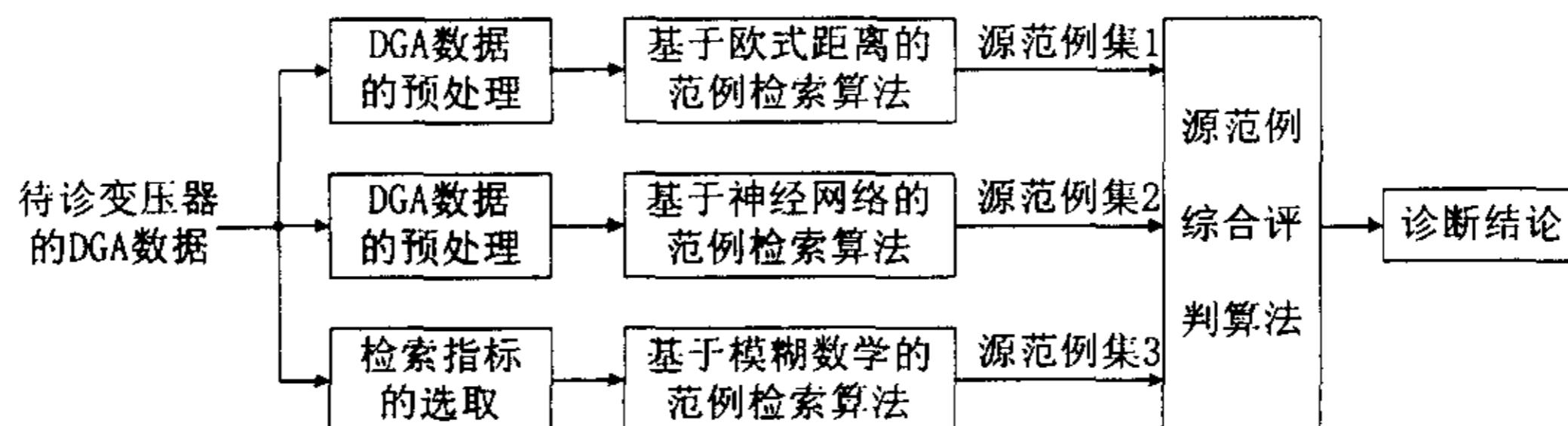


图 3-2 范例推理综合诊断模型的结构示意图

范例推理综合诊断模型的诊断过程为：

(1) 将基于欧式距离、基于神经网络和基于模糊数学的三种范例检索算法分别定义为范例推理综合诊断模型中的第 1 个、第 2 个和第 3 个范例检索算法，并将所有范例检索算法的源范例搜索空间统一划分为：导电回路过热、导磁回路过热、涉及固体绝缘的放电和不涉及固体绝缘的放电。

(2) 通过对搜集到的大量故障变压器 DGA 数据的统计运算，求得每种范例检索算法对每个源范例搜索空间的正确划分率指标，记为 Rig_{ij} , $i=1, 2, 3$, $j=1, 2, 3, 4$ 。

(3) 对待诊变压器进行范例检索。利用每个范例检索算法分别检索出与待诊变压器故障征兆相近的源范例集 1、源范例集 2 和源范例集 3，如果每个源范例集中均含有 3 台故障变压器的 DGA 数据，其相似度指标可由大到小排列，并分别被记为 Sim_{ik} , $i=1, 2, 3$, $k=1, 2, 3$ 。

(4) 对检索到的源范例进行综合评判。经反复的比较与研究，认为采用如下的综合评判原则效果最好：

1) 在对比表 3-2、表 3-3 和表 3-4 的结果后可以看出，当进行第一步“粗分”时，应以基于神经网络的范例检索算法为主。对基于欧式距离的范例

检索算法, 仅当确定的源范例搜索空间为不涉及固体绝缘的放电时, 才考虑其在综合评判中的作用; 而对基于模糊数学的范例检索算法, 当确定的源范例搜索空间为导电回路过热、导磁回路过热和涉及固体绝缘的放电时可考虑其在综合评判中的作用。

2) 采用加权平均的思想对检索到的有效源范例进行进一步的综合评判, 并定义综合评判指标为式 (3-8) :

$$syn = \sum R_{ig_{ij}} S_{im_{ik}} / 2 \quad (3-8)$$

式中 $R_{ig_{ij}}$ 为第 i 个范例检索算法对待诊变压器所处源范例搜索空间 j 的正确划分率; $S_{im_{ik}}$ 为用第 i 个范例检索算法检索的源范例集中第 k 个源范例和待诊变压器相似的程度。

(5) 对有效源范例的综合评判指标从大到小进行排序, 最大综合评判指标所对应的故障变压器即为和待诊变压器故障征兆最接近的源范例; 鉴于征兆相近的变压器很可能具有相似的故障原因, 所以可认为待诊变压器的故障原因可能和最佳源范例很相近, 由于是从多个很相似的源范例中综合得出的结论, 因此更有助于确定待诊变压器的诊断结论。

3.5 实例分析与仿真结果

西北电管局某变, 某次的 DGA 结果为 ($\times 10^4$): $\phi_{H_2} = 0.5$, $\phi_{CH_4} = 12.2$, $\phi_{C_2H_6} = 6.3$, $\phi_{C_2H_4} = 41.6$, $\phi_{C_2H_2} = 1.9$, $\phi_{CO_2} = 2860$, $\phi_{CO} = 207$ 。分别利用三种范例检索算法确定的源范例检索空间均为导电回路过热; 再根据表 3-2、表 3-3 和表 3-4 的结果, 可确定基于神经网络和基于模糊数学的检索算法检索出的源范例集为有效源范例集, 相应的检索及综合评判结果见表 3-5。

表 3-5 实例的检索及综合评判

神经网络检索算法检索的范例			模糊数学检索算法检索的范例			综合诊断模型	
源范例序号	相似度标记	相似度	源范例序号	相似度标记	相似度	序号	综合评判指标
137	Sim_{21}	0.9976	152	Sim_{31}	0.9249	152	0.8609
152	Sim_{22}	0.9877	137	Sim_{32}	0.9063	137	0.8571
148	Sim_{23}	0.9853	148	Sim_{33}	0.8591	148	0.8305

注: 1. 表中的源范例序号是指该故障变压器在源范例库中的编号。

2. 综合评判指标的计算可按式 (3-8) 进行计算。如对故障征兆最接近待诊变压器的第 152 号故障变压器, 其综合评判指标为:

$$Syn = (Sim_{22} \times R_{ig_{21}} + Sim_{31} \times R_{ig_{31}}) / 2 = (0.9877 \times 0.908 + 0.9249 \times 0.892) / 2 = 0.8609$$

根据表 3-5 的计算结果, 范例推理综合诊断模型确定出第 152 号源范例为最佳源范例, 此范例的具体情况为: 峰峰电厂某变, 当时的 DGA 分析结果为 ($\times 10^6$): $\phi_{H_2}=0.5$, $\phi_{CH_4}=11.8$, $\phi_{C_2H_6}=7.8$, $\phi_{C_2H_4}=42.6$, $\phi_{C_2H_2}=1.7$, $\phi_{CO_2}=3289$, $\phi_{CO}=195$, 而吊芯结果为: 有五处因过热而使软引线和低压引线接头绝缘烧伤, 属引线故障。因此待诊变压器的故障原因很可能也是引线类故障; 而待诊变压器的实际吊芯结果为: 低压侧 C 相套管引线发热、断股, 属引线故障, 和诊断结论相符。

利用本章建立的范例推理综合诊断模型对表 3-1 中的待诊样本集进行诊断, 如与文献[51]中提出的决策树组合神经网络模型的诊断效果相比较, 显示出其正判率有较明显的提高, 比较结果如表 3-6 所示。

表 3-6 范例推理综合诊断模型和决策树组合神经网络模型诊断结果的比较

项目	分接故障	引线故障	绕组低温过热	铁芯故障	漏磁过热	围屏放电	匝间短路	引线闪络	悬浮放电	油中局放	分接开关渗漏
待诊样本	25	35	5	53	26	12	20	15	24	13	4
综合诊断模型	正判台数	21	29	3	45	20	8	17	12	18	10
	正判率(%)	84.0	82.9	60.0	84.9	76.9	66.7	85.0	80.0	75.0	76.9
	总正判率(%)	80.6									
组合神经网络模型	正判台数	20	22	4	46	19	8	16	10	21	7
	正判率(%)	80.0	62.9	80.0	86.8	73.1	66.7	80.0	66.7	87.5	53.8
	总正判率(%)	75.9									

可见, 基于范例推理的综合诊断模型的总正判率更高一些, 特别是在对诸如分接或引线等导电回路过热故障以及匝间短路或引线闪络等涉及固体绝缘的放电故障的诊断准确性要高于决策树组合神经网络模型, 已有可能对现场的分析诊断起一定的指导作用。

3.6 结论

当对变压器的绝缘故障进行诊断时, 如能建立起故障原因和故障征兆间明确的数学模型, 就有可能通过比较简便的计算推导求得待诊变压器的诊断结论。但目前来说是很难建立这样的数学模型, 所以如能找出一种可避开繁琐计算推导的诊断方法, 将会对提高故障诊断的效率有所帮助。为此, 本章引入了范例推理的概念, 并作出了如下工作:

- (1) 提出了基于神经网络和基于模糊数学的两种新的范例检索算法, 并

分别采用 Pearson 积矩相关和模糊贴近度作为两种检索算法中描述范例间相似程度的指标，获得了较好的检索效果，为范例推理综合诊断模型的建立奠定了基础。

(2) 综合几种范例检索算法的范例推理综合诊断模型能够在一定程度上弥补各种范例检索算法的不足，在比较了待诊变压器和源范例间故障征兆的相似程度后，考虑到征兆相近的变压器可能具有相近的故障原因，从而确定出待诊变压器的故障原因，这种诊断思想比较符合实际情况，因而可望具有较高的实用价值。

通过对大量故障变压器实例的检验，验证了本章所提范例推理综合诊断模型的有效性和可靠性。

4 电力变压器绝缘故障的综合诊断模型

建立变压器绝缘故障的综合诊断模型，以充分利用电气试验与油中溶解气体分析结果中的有效信息进行故障诊断。在将故障诊断过程分为物理征兆的识别与故障部位的确定两部分后，又分别对这两部分中应用的故障诊断方法进行了优化，从而确保了综合诊断模型的诊断准确率。

4.1 引言

绪论中已经提到，针对电气设备的绝缘特性所设计的各种预防试验项目，往往能够从不同的角度反映出绝缘介质的各种缺陷，并且其灵敏程度也各不相同。如：油中溶解气体分析对反映故障点的诸如过热、放电这样的物理征兆比较灵敏；而有些电气项目如铁芯绝缘电阻或接地电流、绕组直流电阻等则能方便地诊断出故障的发生部位。因此，如能在故障诊断中充分利用油中溶解气体分析与电气试验结果中的有效信息，将有助于提高故障诊断的质量，已有很多文章在这方面做出了有益的尝试^[49,51,70~72]。

在实际的故障诊断中，对变压器绝缘故障的识别是一个逐步深入的过程。基于这样的考虑，建议将绝缘故障的诊断过程分为故障物理征兆的识别与故障部位的确定两部分，并据此建立起绝缘故障的综合诊断模型。模型的输入为油中溶解气体分析与一些电气试验项目的结果，输出则对应着第4章中定义的11种按发生部位进行划分的故障类型。该模型还分别对在故障物理征兆的识别以及故障部位的确定过程中应用的诊断方法进行了优化。仿真结果表明，这些措施的提出改善了综合诊断模型的诊断性能，增强了综合诊断模型的实用价值。

4.2 综合诊断模型的建立

通过对已搜集的相关资料进行统计分析，并在综合考虑了各项电气试验项目的有效性后，决定选取绕组直流电阻、绕组变比、空载电流和空载损耗、局部放电以及铁芯绝缘电阻或接地电流作为在综合诊断模型中应用的电气试验项目，而构造出的综合诊断模型框图如图4-1所示。

应当指出的是，之所以没有再选取其他的电气试验项目，一是在自己搜集到的故障变压器实例中还缺乏一些电气试验项目的数据；另一个原因就是某些电气试验项目反映故障的灵敏程度不够。好在构造的综合诊断模型是一个开放式的模型，今后若搜集到能较灵敏反映缺陷的其他电气或

非电气试验项目的足够多的数据，或者研究出了更为有效的预防性试验参数，都可不断加入到综合诊断模型中。

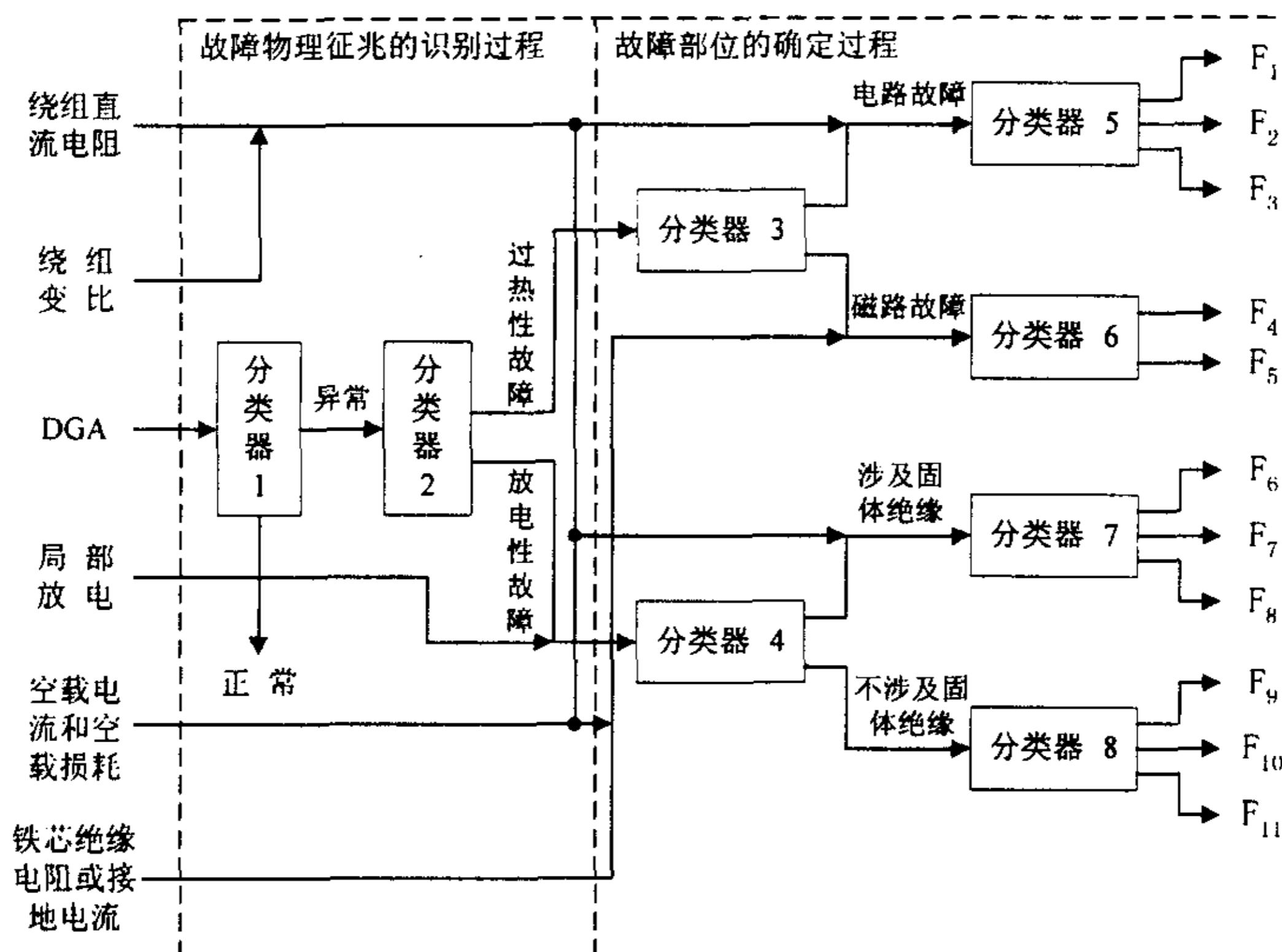


图 4-1 电力变压器综合故障诊断模型框图

图中：

- F_1 — 分接开关接触不良； F_2 — 绕组引线接触不良； F_3 — 绕组低温过热；
- F_4 — 铁芯局部短路或多点接地； F_5 — 结构件及磁屏蔽体中漏磁引起的过热；
- F_6 — 匝间短路； F_7 — 围屏放电； F_8 — 引线对地放电或发生短路；
- F_9 — 悬浮体感应放电； F_{10} — 油中局放； F_{11} — 有载分接开关箱渗漏油。

图 4-1 中，对变压器绝缘故障的识别过程是由两部分组成的：故障物理征兆的识别过程以及故障部位的确定过程。显而易见，如果应用于这两个过程中的故障诊断方法的诊断性能都得以优化的话，也就是说对图中的分类器 1~分类器 8 都进行认真的选取后，综合诊断模型的诊断准确率无疑将会得以提高。

对于某个待诊变压器，将其常规预防性试验项目的结果送入综合诊断模型后：

(1) 如果试验数据中只有 DGA 数据, 而无电气试验数据, 则只能依据图 4-1 中基于 DGA 数据的诊断路径进行故障诊断。

(2) 若仅含有电气试验数据, 而无 DGA 数据, 就只能按照电气试验数据的诊断路径进行诊断。有时依据电气试验数据得到的诊断结论往往不止一个, 如根据空载电流和空载损耗异常得到的诊断结论就有两种可能: 绕组匝间短路或铁芯局部短路。

(3) 如果待诊变压器的预防性试验数据中既有 DGA 数据, 又有电气试验数据, 则可先按电气试验的结果进行故障诊断, 如已能得到确定的诊断结论, 诊断过程很快即可结束; 若得不到确定的诊断结论, 再利用 DGA 中的有效信息往往可有利于作进一步的故障诊断。例如: 当测量的铁芯绝缘电阻或接地电流异常时, 就可认为变压器内部存在铁芯多点接地故障; 如测得的局部放电量超标, 即可得到有放电性故障的结论, 若再利用 DGA 中的有效信息将有助于分析放电的性质及分布情况, 或者诊断出比较具体的故障发生部位。

4.3 故障诊断方法的优化

目前所有的故障诊断方法均可分为基于知识的诊断、基于解析模型的诊断和基于信号处理的诊断三种^[100]。而对于大型电力变压器的绝缘故障诊断, 目前主要采用基于知识的诊断方法, 如前面提到的神经网络方法、范例推理方法、模糊数学方法等, 以下就从这个角度出发对综合诊断模型中的诊断方法进行优化。

4.3.1 基于电气试验数据的故障诊断方法

利用电气试验数据进行故障诊断时, 目前普遍采用阈值原则, 即当某项电气试验的测量值高于规定的注意值时, 就认为有可能存在故障。这种方法的缺点在于对边界的处理过于精确化, 并且有时候电气试验数据的相间比较、历年比较等也可能对故障的识别很有帮助。因此, 在综合诊断模型中, 先利用模糊数学的方法对边界进行模糊化处理, 然后利用模糊综合评判的思想综合多种因素的影响进行故障诊断, 从而实现了对基于电气试验数据的故障诊断方法的优化。

以绕组的直流电阻为例, 根据规程^[9], 对 1.6MVA 以上的大型电力变压器, 要求: 各相绕组电阻相互间的差别不应大于三相平均值的 2%; 且各相绕组电阻与以前相同部位测量值比较, 变化不应大于 2%。

可按此先建立绕组直流电阻三相不平衡系数以及绕组直阻最大变化率的隶属函数，这里采用升半梯形函数来表示两者的隶属函数，升半梯形函数的表示法如图 4-2 所示，图中 k_1 和 k_2 为形状调节系数。

根据规程以及对搜集到的数据的统计分析，可确定绕组直阻三相不平衡系数的形状调节系数为 $k_1=1.5\%$, $k_2=2.1\%$; 而绕组直流电阻最大变化率的形状调节系数为 $k_1=1.0\%$, $k_2=2.5\%$ 。

然后利用模糊综合评判原理以综合两者的信息进行判断，确定出的评判因素集合 U 为{直阻三相不平衡系数，绕组直流电阻的最大变化率}，而评判结果集合 V 为{正常，异常}， U 和 V 间的关系如表 4-1 所示。

表 4-1 因素集合 U 和结果集合 V 的关系

	正 常	异 常
直阻三相不平衡系数	$<2.0\%$	$>2.0\%$
绕组直流电阻的最大变化率	$<2.0\%$	$>2.0\%$

如某台容量为 120MVA，电压等级 220kV 的电力变压器，在已进行的两次预防性试验中直流电阻的测量结果如表 4-2 所示。

表 4-2 两次预防性试验中直流电阻的测量结果

日期	A 相	B 相	C 相
1990 年 6 月 12 日	0.726	0.726	0.725
1991 年 2 月 5 日	0.726	0.734	0.739

从表中可得：1991 年 2 月 5 日的绕组三相不平衡系数为 1.8%，似仍属正常范围；而三相中 C 相直流电阻的变化率最大，为 1.9%，也合格。

当利用模糊综合评判进行分析判断时，可先确定评判矩阵 R 为：

$$R = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.4 & 0.6 \end{pmatrix}$$

考虑到直阻的变化率可能更有助于反映故障的存在，所以确定权重集为： $A = (0.4 \quad 0.6)$ ，因此模糊综合评判的结果为： $B = A \circ R = (0.44 \quad 0.56)$ 。根据综合评判的结果，可认为变压器内部存在异常。而实际的吊芯结果表

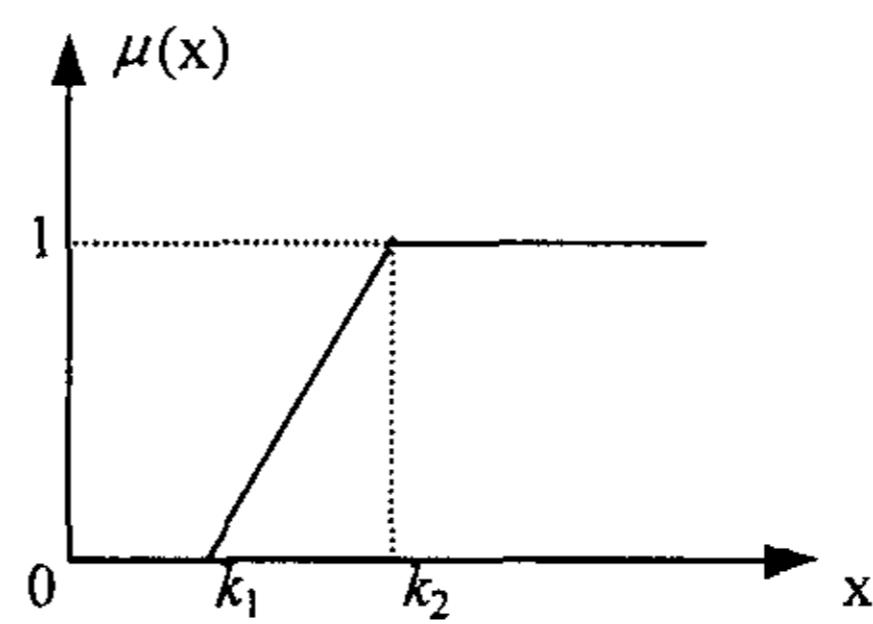


图 4-2 升半梯形函数分布示意图

明变压器 C 相的分接开关接触不良，也验证了模糊综合评判的结论。

可见，模糊综合评判在综合多种因素的影响后，给出了正确的诊断结论，因而实现了对基于电气试验数据的故障诊断方法的优化。

4.3.2 基于 DGA 的综合故障诊断方法

图 4-1 中，分类器 1~分类器 8 的输入主要为 DGA 数据，所以如能对基于 DGA 的故障诊断方法进行优化，也将有助于提高综合诊断模型的诊断性能。因此，下面先提出一个基于特征空间矢量的故障诊断方法，然后再结合已有的几种故障诊断方法建立起基于 DGA 的综合诊断模型，以实现对基于 DGA 的故障诊断方法的优化。

4.3.2.1 基于特征空间矢量的故障诊断方法^[101]

如果将变压器油中溶解的 7 种特征气体视为一个 7 维欧氏空间，并假定每一种特征气体各代表 7 维空间中的一个坐标，并且第 i 个特征气体的测量值 a_i 将对应于第 i 个坐标的值，则称构造的这个空间为故障征兆空间；而对应着任意一个故障变压器 DGA 分析结果的一个 7 维矢量将被称之为故障征兆矢量。

对每种变压器故障类型来说，都有一组故障征兆矢量与之相对应，因此可利用某种优化原则获取该故障类型的最佳故障特征矢量。

而在对变压器绝缘故障进行诊断时，可先计算待诊变压器故障征兆矢量与所有故障类型的最佳故障特征矢量间的夹角，最小夹角对应的故障类型即为最终的诊断结论，这就是基于特征空间矢量的故障诊断方法的基本诊断思路。

最佳故障特征矢量的获取可以通过理论分析获得，也可以从历史上该故障发生时积累下来的先验证兆矢量来提取。在此对后者进行讨论。当某种故障类型 j 有 k_j 个先验证兆矢量时，可利用最小二乘法从这 k_j 个先验证兆矢量中提取出故障 j 的最佳特征矢量，即应满足最佳特征矢量与所有先验证兆矢量间夹角余弦的平方和为最小^[102]。其运算过程为：

$$\bar{F}_j = P(0) H_j^T A Z_{k_j} \quad (4-1)$$

$$P(0) = (H_j^T A H_j)^{-1} \quad (4-2)$$

$$H_j = (\bar{f}_j(1), \bar{f}_j(2), \dots, \bar{f}_j(k_j))^T \quad (4-3)$$

$$Z_{k_j} = (1, 1, \dots, 1)^T \quad (4-4)$$

式中 $\bar{f}_j(1) \sim \bar{f}_j(k_j)$ 代表 k_j 个先验证兆矢量; Λ 为征兆权重矩阵, 一般为单位阵; \bar{F}_j 则代表最佳故障特征矢量。

但由于变压器的绝缘故障往往带有一定的不确定性和时变特性, 所以某些故障的特征矢量可能会随着运行条件、外界环境的变化而变化, 因此应当考虑对故障特征矩阵进行动态修正。具体做法就是将每次故障发生时检测到的征兆矢量作为一个新的先验证兆矢量, 加入原先的先验证兆矢量集以修正故障特征矢量, 从而使得故障诊断模型随对象的变化而作自适应变化, 加强了故障诊断的鲁棒性。

对于待诊变压器所对应的故障征兆矢量 \bar{F}_y , 可根据 \bar{F}_y 与各个故障类型特征矢量 \bar{F}_j ($1 < j < m$, m 为故障的分类数目) 之间的夹角大小来进行故障诊断。 \bar{F}_y 与 \bar{F}_j 间的夹角 α_j 的余弦可定义为:

$$\cos \alpha_j = \frac{\bar{F}_y \cdot \bar{F}_j}{\|\bar{F}_y\| \|\bar{F}_j\|} \quad (4-5)$$

因此 $\max(\cos \alpha_1, \cos \alpha_2, \dots, \cos \alpha_m)$ 所对应的故障类型即为待诊变压器的诊断结论。

4.3.2.2 综合故障诊断方法的建立

目前在变压器故障诊断领域中应用比较广泛的一些基于 DGA 的诊断方法, 往往各有其优越性, 但也存在一些不足。所以, 如能取长补短, 综合多种方法的优点进行故障诊断, 无疑将会取得令人满意的诊断效果。基于这样的考虑, 国内外的研究人员都在尝试建立一个综合故障诊断方法以实现对变压器绝缘故障的诊断^[57,58,103]。本章也尝试建立一个基于 DGA 的综合诊断模型, 其工作原理为:

(1) 首先确定综合故障诊断模型中所要使用的诊断方法, 经多次分析对比后, 决定选取文[51]中的 WCN 方法、第 3 章中的 BP 神经网络方法以及特征空间矢量法作为在综合诊断模型中应用的基本诊断方法。

(2) 建立基于 DGA 的综合诊断方法, 结构框图如图 4-3 所示。图中的诊断方法 1、诊断方法 2 及诊断方法 3 分别对应于(1)中所选取的 3 种故障诊断方法; 而这 3 种诊断方法的输入均采用的是经可靠性数据分析技术归一化处理过的 7 种油中溶解气体。

(3) 如果诊断方法 1、诊断方法 2 以及诊断方法 3 对故障的正判率分别为 Acc_1 、 Acc_2 和 Acc_3 , 则在进行故障诊断时, 可采用加权的方法确定故

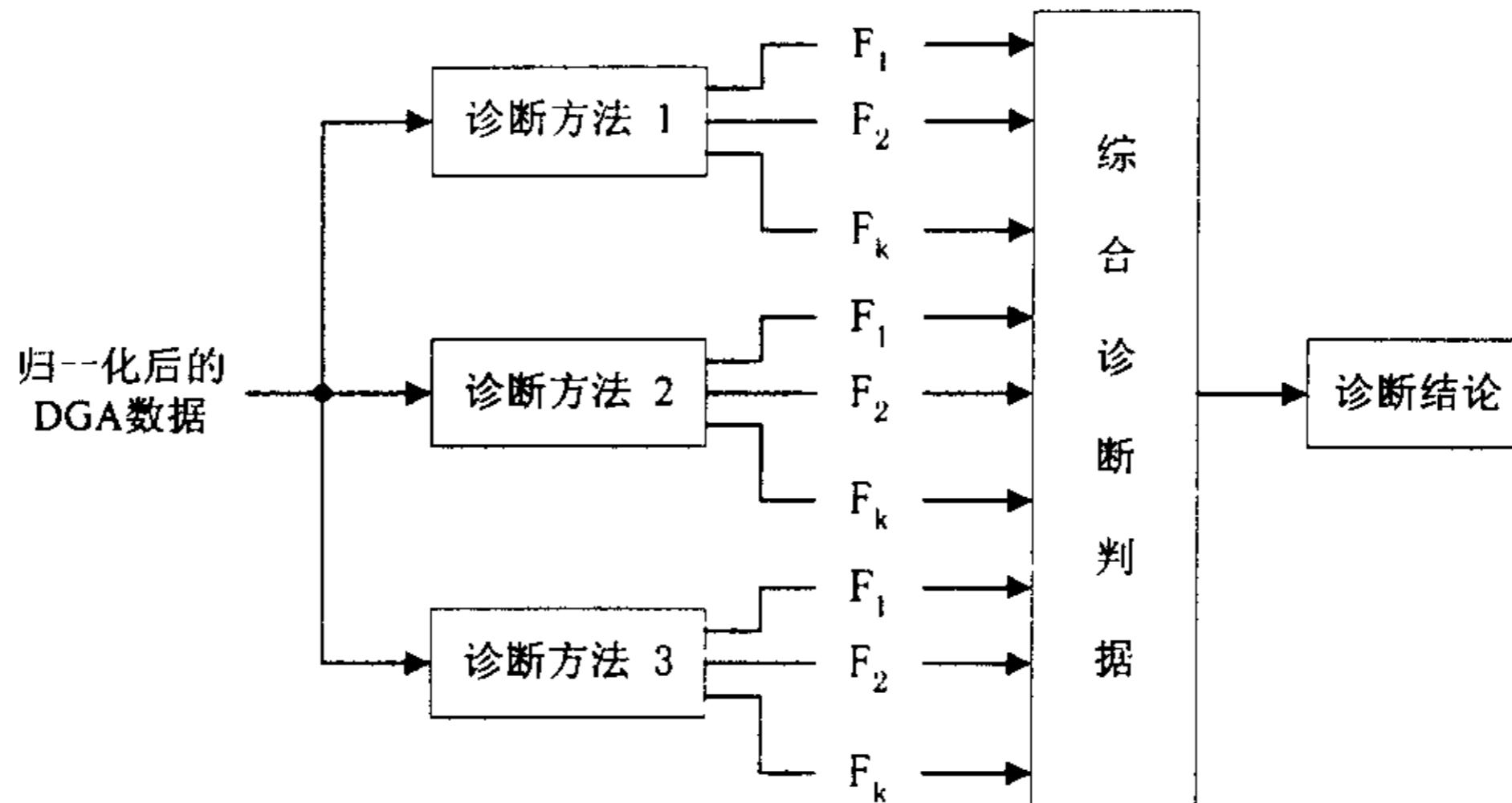


图 4-3 基于 DGA 的综合诊断方法的结构框图

障原因。如：当诊断方法 1 的诊断结论为 F_2 ，诊断方法 2 的结论为 F_2 ，诊断方法 3 的结论为 F_1 时，综合诊断方法的诊断过程可见表 4-3：

表 4-3 综合方法的诊断过程

诊断方法 1			诊断方法 2			诊断方法 3			综合诊断方法		
F_1	F_2	F_k	F_1	F_2	F_k	F_1	F_2	F_k	F_1	F_2	F_k
0	Acc_1	0	0	Acc_2	0	Acc_3	0	0	Acc_3	Acc_1+Acc_2	0
诊断结论：如果 $Acc_3 > (Acc_1+Acc_2)$ ，则 F_1 为诊断结论；反之， F_2 为诊断结论。											

可见，当 3 种诊断方法的分类性能差别不大时，其中 2 种诊断方法共同认可的诊断结论就应该是最终的诊断结论；而当这 3 种诊断方法的诊断性能相差较大时，性能最优的诊断方法所对应的诊断结论在综合诊断中应占有最重要的位置，这和人们直观上的感觉也是相一致的。

下面以放电涉及固体绝缘的故障又进一步细分为围屏放电、匝间短路及引线闪络为例，说明综合诊断方法的有效性，诊断结果如表 4-4 所示。

表 4-4 基于 DGA 的综合诊断方法的诊断结果

故障类型	检验样本数	诊断方法 1	诊断方法 2	诊断方法 3	综合诊断方法
围屏放电	12	9	9	10	10
匝间短路	20	18	15	14	18
引线闪络	15	12	11	10	13
总正判率(%)		83.0	74.5	72.3	87.2

从表中可以看出，综合诊断方法的诊断性能确实有了一定的改善，这也就实现了基于 DGA 的故障诊断方法的优化。

4.3.3 结合电气试验与 DGA 结果的故障诊断方法

图 4-1 中，当需要进一步确定故障部位时，如待诊变压器有比较齐全的预防性试验数据，就宜充分利用油中溶解气体分析与电气试验中的有效信息进行故障部位的确定。也就是说，对分类器 5~分类器 8 而言，将油中溶解气体分析和对故障反映比较灵敏的电气试验数据作为其输入将有助于优化分类器 5~分类器 8 的诊断性能。

考虑到在故障诊断过程中经常会遇到模糊性问题，因此决定利用模糊关系方程的概念以综合利用油中溶解气体分析与电气试验的结果来进行故障部位的确定。

下面仍以将放电涉及固体绝缘的故障进一步细分为匝屏放电、匝间短路及引线闪络为例，阐述结合电气试验与油中溶解气体分析结果的故障诊断方法的建立过程。

(1) 首先确定故障原因集合、故障征兆集合以及模糊关系矩阵，分别如表 4-5、表 4-6 与表 4-7 所示。

表 4-5 故障原因集合 \tilde{A}

故障编号	a_1	a_2	a_3
故障类型	匝间短路	匝屏放电	引线闪络

表 4-6 故障征兆集合 \tilde{B}

征兆编号	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6
征兆类型	DGA 诊断结论 匝屏放电	DGA 诊断结论 匝间短路	DGA 诊断结论 引线闪络	三相直流电阻 不平衡系数	绕组变比	PD 测量结果

表 4-7 故障原因与故障征兆间的模糊关系矩阵 \tilde{R}

故障原因	故障征兆					
	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6
a_1	0.83		0.07			0.7
a_2	0.08	0.90	0.07	0.6	0.8	0.7
a_3	0.08	0.10	0.87			0.8

(2) 建立起模糊关系方程 $\tilde{A} \circ \tilde{R} = \tilde{B}$ ，式中的 \tilde{A} 、 \tilde{B} 、 \tilde{R} 分别对应着表 4-5、

表 4-6 和表 4-7。

(3) 确定故障征兆集合中各元素的模糊隶属函数。对于 $b_1 \sim b_3$ 元素, 可根据表 4-4 中基于 DGA 的综合诊断方法的诊断结论建立隶属函数; 而对于 $b_4 \sim b_6$ 元素, 则利用升半梯形分布函数确定隶属函数, 由于这方面的数据积累还不够全面, 因此各元素的模糊边界以《电力设备预防性试验规程》中规定的注意值为准^[9]。

(4) 对待诊变压器而言, 可先根据相应的模糊隶属函数确定出所观测故障征兆的模糊隶属度值, 然后对模糊关系方程进行求解。

(5) 利用第 2 章中提出的方法对求得的可能解进行寻优, 最优解对应的故障原因即为确定出的故障部位。

利用表 4-4 中的检验样本对该诊断方法的诊断性能进行了检验, 诊断结果如表 4-8 所示。

表 4-8 结合电气试验与 DGA 结果的故障诊断方法的诊断结果

故障类型	检验样本	基于 DGA 的诊断方法	结合电气试验与 DGA 结果的诊断方法
围屏放电	12	10	11
匝间短路	20	18	18
引线闪络	15	13	13
总正判率(%)		87.2	89.4

可见, 结合电气试验与 DGA 结果的综合诊断方法的诊断性能还是令人满意的, 并且其诊断结论应兼容基于 DGA 的综合诊断方法。因此, 如果待诊变压器仅有 DGA 的测量结果, 则基于 DGA 的综合诊断方法的诊断结论即为最终的诊断结论; 而若待诊变压器有相应的电气试验数据, 就应综合利用电气试验数据与油中溶解气体分析的结果进行故障诊断, 这样就实现了对分类器 5~分类器 8 中应用的故障诊断方法的优化。

4.4 仿真结果与分析

4.4.1 训练样本集与检验样本集的组成

仍以第 3 章中选取的 811 台次故障变压器为例, 经随机选取后的训练样本集与检验样本集内故障的分布情况可见表 4-9。对于需要对 DGA 数据作归一化处理的诊断方法, 如 BP 神经网络方法、WCN 方法等, 可利用可靠性数据分析技术对其进行归一化处理, 而对不需要进行归一化处理的诊断方法, 则直接将 DGA 分析的结果作为这些诊断方法的输入。

表 4-9 各种故障类型在样本集中的分布情况

故障类型	导电回路过热			导磁回路过热		涉及固体绝缘放电			不涉及固体绝缘放电		
训练样本	209			186		93			91		
检验样本	65			79		47			41		
故障类型	分接 故障	引线 故障	绕组低 温过热	铁芯 故障	漏磁 过热	围屏 放电	匝间 短路	引线 闪络	悬浮 放电	油中 局放	分接开 关渗漏
训练样本	117	78	14	129	57	23	36	34	61	21	9
检验样本	25	35	5	53	26	12	20	15	24	13	4

4.4.2 综合诊断模型的实现

在综合诊断模型中,对于电气试验数据的分析判断,可采用 4.3.1 中的方法;对于 DGA 数据的分析诊断,可采用 4.3.2 中的方法;而如需结合电气试验与 DGA 的结果进行故障诊断,则利用 4.3.3 中的方法。图 4-1 中的分类器 1 是利用《电力设备预防性试验规程》中规定的色谱注意值及产气率指标来判定设备是否存在异常的^[9]。

因此,在对所有的诊断方法都进行优选后,可利用检验样本集检验综合诊断模型的诊断性能,结果显示比文[51]提出的决策树组合神经网络模型有较明显的改善,如再与第 4 章中提出的基于范例推理的综合诊断模型的诊断效果相比较,可得到如表 4-10 所示的结果。

表 4-10 几种综合诊断方法诊断结果的比较

项目	分接 故障	引线 故障	绕组低 温过热	铁芯 故障	漏磁 过热	围屏 放电	匝间 短路	引线 闪络	悬浮 放电	油中 局放	分接 渗漏
待诊样本	25	35	5	53	26	12	20	15	24	13	4
范例推理	正判台数	21	29	3	45	20	8	17	12	18	10
综合诊断	正判率(%)	84.0	82.9	60.0	84.9	76.9	66.7	85.0	80.0	75.0	76.9
模型	总正判率(%)	80.6									
决策树组	正判台数	20	22	4	46	19	8	16	10	21	7
合神经网	正判率(%)	80.0	62.9	80.0	86.8	73.1	66.7	80.0	66.7	87.5	53.8
络模型	总正判率(%)	75.9									
综合诊断	正判台数	20	27	4	47	20	10	17	12	21	10
模型	正判率(%)	80.0	77.1	80.0	88.7	76.9	83.3	85.0	80.0	87.5	76.9
	总正判率(%)	75.0									
	总正判率(%)	82.3									

从表中可见，综合诊断模型的诊断准确率较决策树组合神经网络模型有较明显的改善，尤其在对诸如分接或引线等导电回路过热故障以及匝间短路或引线闪络等涉及固体绝缘的放电故障的诊断准确性方面有较明显的提高，这就说明对综合诊断模型中应用的故障诊断方法进行优选后，确实有助于改善其诊断性能。

而且由于综合诊断模型能够充分利用油中溶解气体分析和电气试验中的有效信息，所以诊断准确率也较仅考虑 DGA 结果的范例推理综合诊断模型为优，特别是对铁芯故障、围屏放电以及悬浮放电的诊断准确性有了较明显的提高。

4.4.3 实例检验

例 1：东北电管局某变，某次 DGA 的分析结果为： $\phi_{H_2}=106$ ， $\phi_{CH_4}=24$ ， $\phi_{C_2H_6}=4$ ， $\phi_{C_2H_4}=28$ ， $\phi_{C_2H_2}=37$ ， $\phi_{CO_2}=5420$ ， $\phi_{CO}=554$ 。

当利用综合诊断模型进行诊断时，因为仅有 DGA 的测量结果，所以依据基于 DGA 数据的诊断路径进行故障诊断。先根据导则规定的注意值判断设备内部已存在潜伏性故障；然后通过分类器 2 与分类器 4 确定设备内部存在涉及固体绝缘的放电；此后再利用分类器 7 进行最终的故障定位，分类器 7 的诊断过程见表 4-11。

表 4-11 变压器实例故障部位的确定过程

诊断方法 1			诊断方法 2			诊断方法 3			综合诊断方法		
F_6	F_7	F_8	F_6	F_7	F_8	F_6	F_7	F_8	F_6	F_7	F_8
0.830	0	0	0.745	0	0	0	0	0.723	1.575	0	0.723
诊断结论：综合诊断方法的输出中， F_6 的可能性最大，所以拟诊为围屏放电。											

由表 4-11 可以看出，综合诊断模型确定出的故障原因为围屏放电；而实际的吊芯结果是：B、C 相首端长垫块及围屏间有树枝状放电。因此综合诊断模型给出了正确的诊断结论。

例 2：东北电管局某变，某次 DGA 分析结果为： $\phi_{H_2}=180$ ， $\phi_{CH_4}=270$ ， $\phi_{C_2H_6}=20$ ， $\phi_{C_2H_4}=200$ ， $\phi_{C_2H_2}=30$ ， $\phi_{CO_2}=2400$ ， $\phi_{CO}=220$ 。将主变停运后测得的绕组三相直流电阻不平衡系数为 2.3%。

在利用综合诊断模型进行诊断时，先依据绕组直流电阻三相不平衡系数的信息确认设备内部可能存在以下故障：导电回路的过热故障或涉及固体绝缘的放电故障；考虑到 DGA 分析的结果表明有放电性故障存在，所以

可确定存在涉及固体绝缘的放电故障，因而进一步利用 4.3.3 中的方法确定故障部位。根据故障征兆集合 $(0.08/b_1, 0.90/b_2, 0.07/b_3, 1.00/b_4)$ 确定出的诊断解为 $([0, 0.08], [0.9, 1], [0, 0.07])$ ，诊断结论为匝间短路。而实际的吊芯结果为：B 相绕组因局部漏铜而导致匝间短路。可见：诊断结论和实际情况相吻合。

从上述两个诊断实例可以看出，该综合诊断模型已有可能应用到工程实践中。

4.5 结论

实践当中对变压器绝缘故障的识别过程应是一个逐步细化的过程，因此可将绝缘故障的诊断过程分为物理征兆的识别以及故障部位的确定两部分，并进一步做了如下工作：

(1) 利用模糊综合评判的原理对基于电气试验数据的故障诊断方法进行了优化，可以综合多种因素的结果给出更为合理的诊断结论。

(2) 引入基于特征空间矢量的故障诊断方法，并在此基础上结合已有的 WCN 方法和 BP 神经网络方法提出了一个基于 DGA 的综合诊断方法，由于较好地融合了几种诊断方法的优点，因而具有较高的诊断准确率。

(3) 提出了一个结合电气试验与油中溶解气体分析结果的故障诊断方法。由于既充分利用了油中溶解气体分析结果中含有的有效信息，又考虑到了一些对故障反映比较灵敏的电气试验的结果，因而该方法有助于提高故障定位的准确性。

(4) 基于上述研究工作而建立的综合诊断模型由于综合利用了 DGA 和电气试验中的有效信息进行故障诊断，因此具有较高的诊断准确率。并且该诊断模型还是一个开放式的模型，随着对变压器故障机理的不断深入研究，可以逐步地对其进行完善与修改。

5 电力变压器固体绝缘状况的综合评估

先判断变压器固体绝缘是否已显著老化，并建议将固体绝缘的老化分为正常老化与异常老化两种形态，然后分别利用模糊综合评判和模糊关系方程的概念对这两种老化形态进行评估，从而建立起变压器固体绝缘状况的综合评估模型，并对该模型进行了实例验证。

5.1 引言

为确保电力系统的安全、可靠及经济运行，电力变压器是关键设备之一。因此，迫切需要能准确、有效地评估出变压器绝缘的当前状况；如果存在问题，即应采取相应的措施：对存在缺陷的变压器绝缘进行处理，以有效地减少绝缘事故的发生；而对已显著老化的变压器绝缘，则要求能对其绝缘状况及残余寿命进行准确的评估，以期在避免严重绝缘事故的同时达到设备的最大运行寿命。

现代大型电力变压器主要采用的是油-纸绝缘结构，其主要绝缘材料为绝缘油、绝缘纸和绝缘纸板等。如果变压器内部的固体绝缘材料发生故障或劣化变质，通常认为其性质比绝缘油引起的缺陷更为严重。因为固体绝缘材料绝缘性能的下降，很可能进一步发展成为主绝缘或纵绝缘的击穿事故，从而导致设备退出运行；并且固体绝缘材料又很难像绝缘油那样可以通过脱气、过滤、甚至换油的方法来改善其绝缘性能，所以在故障诊断中对于固体绝缘材料性能劣化所产生的影响受到了更为广泛的重视^[104]。

在绪论中已经提到，目前对固体绝缘材料性能劣化的研究主要集中于两个方向：一是研究固体绝缘材料在多种应力下的老化规律；二是通过检测固体绝缘材料劣化分解的产物来判断固体绝缘材料的老化状况。本章拟侧重于从后者着手研究变压器固体绝缘状况的评估方法。

由于在利用油中的 CO 及 CO₂ 含量、糠醛含量或纸的聚合度进行变压器固体绝缘状况的评估时普遍存在着一些不足^[81,105,106]，所以拟综合考虑多种因素的影响以建立变压器固体绝缘状况的综合评估模型。该评估模型可先判别出变压器固体绝缘是否已显著老化，并建议将该老化分为正常老化与异常老化两种形态；然后对正常老化的固体绝缘应用模糊综合评判的思想进行状态评估，评估的结果将对变压器的寿命预测有所帮助；而对异常老化的固体绝缘，则利用模糊关系方程的概念对可能引起异常老化的故障

形式及位置进行分析诊断，有关诊断结果也将有助于维修计划等的制订。

5.2 固体绝缘异常老化诊断模型的确定

国内近年来常见的一些变压器故障，如围屏放电、引线闪络或绕组过热等，都有可能导致变压器固体绝缘材料的迅速劣化分解，使得固体绝缘的老化程度超过了正常的老化进程，我们称之为异常老化。如果能够正确诊断故障的发生部位将对识别变压器的固体绝缘状况很有帮助。而考虑到故障诊断过程中经常会遇到一些模糊性问题，因此拟采用第2章中介绍的模糊关系方程的概念建立变压器固体绝缘的异常老化诊断模型。

5.2.1 模糊关系方程的基本概念

在实际应用中，经常会遇到已知结果事件 \tilde{B} 以及原因与结果间的模糊关系矩阵 \tilde{R} ，以求解原因事件 \tilde{A} 的情况，这通常被归结为求解模糊关系方程： $\tilde{A} \circ \tilde{R} = \tilde{B}$ ，并可进一步等价为如下所示的模糊线性方程组。

$$(a_1, a_2, \dots, a_n) \circ \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{pmatrix} = (b_1, b_2, \dots, b_m) \quad (5-1)$$

模糊关系方程的求解方法有很多，如 Y.Tsukamoto 法、简捷列表法等^[107]，这里应用简捷列表法求解模糊关系方程。但由于模糊关系方程的解有可能不止一个，所以需在所有的可能解中进行寻优^[108]。

已知 \tilde{R} 、 \tilde{B} 及所有的可能解 $\{\tilde{A}_1, \tilde{A}_2, \dots, \tilde{A}_n\}$ ，若要选取最优解，则需先定义模糊贴近度 σ 的概念，见下式：

$$\sigma = \sum (x_k \wedge y_k) / \sum (x_k \vee y_k) \quad (5-2)$$

式中 x 、 y 分别代表两个不同的模糊向量； x_k 、 y_k 则分别表示向量 x 、 y 的第 k 个分量的大小。

然后分别计算：

$$\tilde{A}_i \circ \tilde{R} = \tilde{B}_i \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (5-3)$$

在依次求出 \tilde{B}_i 与 \tilde{B} 的模糊贴近度后，可选取模糊贴近度最大的 \tilde{B}_i 所对应的解 \tilde{A}_i 作为模糊关系方程的最优解。

5.2.2 异常老化模型的建立

在利用模糊关系方程进行固体绝缘的异常老化诊断时，可将结果事件

和原因事件分别映射为观测到的故障征兆集合和变压器内部存在的故障原因集合；而模糊关系矩阵则反映出故障原因与故障征兆间的相互关系。

通过对大量故障变压器实例的统计分析，可总结出常能引起变压器固体绝缘老化的故障原因以及所能观测到的故障征兆集合，分别如表 5-1 与表 5-2 所示；相应的模糊关系矩阵如表 5-3 所示。表 5-2 中则包含了国内外常用的一些能够反映固体绝缘老化的征兆，如常用的 IEC “三比值法”、本体油的含水量、油中溶解气体分析中 H_2 或 CH_4 与 CO 间的相关性等^[9,51]。

表 5-1 变压器固体绝缘异常老化的原因集合 \tilde{A}

故障编号	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5
故障类型	引线分流或断股	引线闪络	匝绝缘损伤及匝间短路	绕组低温过热	围屏放电

表 5-2 变压器固体绝缘异常老化的征兆集合 \tilde{B}

征兆编号	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8
征兆类型	三比值呈过热特征	三比值呈放电特征	CO 与 H_2 相关性	CO 与 CH_4 相关性	三相直流电阻不平衡系数	绕组变比	PD 测量结果	本体油含水量

表 5-3 固体绝缘故障原因及故障征兆间的模糊关系矩阵 \tilde{R}

故障原因	故障征兆							
	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8
a_1	0.70	0.20		0.60	0.80			
a_2	0.10	0.80	0.90				0.80	0.30
a_3	0.30	0.60	0.80		0.60	0.80	0.70	
a_4	0.80			0.90	0.60			
a_5	0.10	0.80	0.80				0.70	0.40

5.2.3 异常老化模型的诊断过程

变压器固体绝缘异常老化诊断模型的工作过程为：

(1) 根据表 5-1、表 5-2 与表 5-3 所示的故障原因集合、故障征兆集合以及模糊关系矩阵建立起相应的模糊关系方程。

(2) 建立起故障征兆集合中各元素的模糊隶属函数。而确定隶属函数的主要原则如下：

1) 对 b_1 和 b_2 元素，主要利用概率统计的方法确定隶属函数。即对于一个特定的 IEC 中的三比值编码，先分别统计该编码落入过热性及放电性故

障区间的个数，然后将该个数除以该编码的总个数即可得该编码隶属于过热性及放电性故障的模糊隶属度。故障征兆集合中 b_3 和 b_4 元素的模糊隶属度亦可同理得出。

2) 对 $b_5 \sim b_8$ 元素，则采用升半梯形分布函数确定隶属函数。升半梯形函数的表达式为：

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq k_1 \\ \frac{x - k_1}{k_2 - k_1} & k_1 < x \leq k_2 \\ 1 & x > k_2 \end{cases} \quad (5-4)$$

式中 k_1 和 k_2 为升半梯形分布的形状调节系数。

故障征兆集合中 $b_5 \sim b_8$ 元素的模糊边界则以《电力设备预防性试验规程》中规定的注意值及一些研究文章中的统计结果为准^[9]：对征兆 b_7 即局部放电量，取 $k_1=0.5k$, $k_2=1.5k$ ；而对其他的故障征兆则取 $k_1=0.8k$, $k_2=1.2k$ ，这里的 k 即对应着各个故障征兆的注意值。

(3) 对待诊变压器而言，应先根据模糊隶属函数确定出所观测故障征兆的模糊隶属度值，以建立相应的故障征兆集合；然后利用该故障征兆集合对模糊关系方程进行求解，由于求得的解可能不止一个，所以要利用第 2 章中所提的方法进行解的寻优。

(4) 求得的最优解即为变压器固体绝缘中出现缺陷或故障的部位，也就是变压器固体绝缘异常老化可能的起因。而对异常老化起因的正确识别也将有助于维修计划的合理制订。

5.3 固体绝缘正常老化评估模型的构造

变压器的固体绝缘即使在运行期间并未出现故障，但在长期施加电压及运行环境等的影响下，由于电、热、机械等应力的联合作用，其绝缘也将逐步老化。尤其对运行时间虽已接近或超过规定年限但仍在运行的变压器，为保证安全经济运行，更希望能够较准确地对其固体绝缘状况作出评估。但目前已提出的一些绝缘老化状况的评估模型，如寿命与温度的关系模型^[74]、寿命与电场应力的关系方程^[77]、寿命与电-热联合应力的关系方程等^[75]，却往往难以反映出事物的模糊性；也没有充分利用检测到的参数以进行固体绝缘状况的综合评估。基于这些考虑，可利用模糊综合评判的思想建立起正常老化状况评估模型，以实现对变压器正常老化过程中固体绝

缘状况的初步评估，期望对变压器的寿命预测有所帮助。

5.3.1 模糊综合评判的基本原理

实践中，常常需要多个指标才能刻划出某个事物的本质与特征，而模糊综合评判就可在综合多个指标的评判结果后而获取一个综合的评判结论，因而有望较为全面而合理地反映出事物的本质特征。

设 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 和 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 分别为模糊综合评判中的评判因素与评判结果集合。则对某一因素 $u_i \in U$ 而言，它对某事物的模糊评判可用一个定义在 V 上的模糊集 $(u_{i1}/v_1, u_{i2}/v_2, \dots, u_{im}/v_m)$ 来表示。这样就可得到一个对该事物的综合评判矩阵 E ：

$$E = \begin{matrix} & v_1 & v_2 & \cdots & v_m \\ u_1 & \left(\begin{matrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1m} \end{matrix} \right) \\ u_2 & \left(\begin{matrix} u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2m} \end{matrix} \right) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_n & \left(\begin{matrix} u_{n1} & u_{n2} & \cdots & u_{nm} \end{matrix} \right) \end{matrix} \quad (5-5)$$

如果各评判因素的权重用 U 上的一个模糊集 $(x_1/u_1, x_2/u_2, \dots, x_n/u_n)$ 来表示，则模糊综合评判的结果为 V 上的模糊集 $(y_1/v_1, y_2/v_2, \dots, y_m/v_m)$ 。其中：

$$y_j = \bigcup_{i=1}^n (x_i \cap u_j) \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m) \quad (5-6)$$

式中 \bigcup - \cap 是模糊合成运算算子，可根据具体情况作适当的选择。

5.3.2 正常老化模型的建立

目前，大型油浸电力变压器中采用的固体绝缘材料主要是由纤维素构成的，在多种应力的联合作用下，纤维素将会逐渐裂解产生 CO、CO₂ 以及糠醛等产物^[109,110]，检测它们的含量将会有助于评估正常老化过程中的变压器固体绝缘状况。但在单独利用 CO、CO₂ 或糠醛含量的测试结果进行变压器固体绝缘状况的评估时，往往遇到了困难，所以如能综合这两种方法的优点进行固体绝缘状况的评估，无疑将会提高固体绝缘状况评估的有效性与可靠性。

因此，本章就在上述两参量测试结果的基础上，利用模糊综合评判的思想建立起固体绝缘的正常老化评估模型，由于该模型的输出对应着固体绝缘的绝缘等级，而绝缘等级的划分引用了绝缘寿命的概念^[83]，即相当于已正常运行多少年后的固体绝缘老化状况，所以评估的结论有望对变压器

的寿命预测有所帮助。

需要指出的是,为了更为全面地考虑各种测量结果对老化状况评估的影响,本章应用了二级模糊综合评判的思想^[111]。其中:一级模糊评判是由两个独立的模糊评判矩阵 E_1 和 E_2 构成的,模糊评判矩阵 E_1 可考虑糠醛含量及其增长率对老化状况评估的影响,而评判矩阵 E_2 则考虑到 CO、CO₂ 的含量及其增长率在老化状况评估中的作用;在模糊评判矩阵 E_1 和 E_2 分别得出自己的评判结论后,二级评判则可进一步对 E_1 和 E_2 的结论进行综合,从而获得更为全面的评估结论。

在对已搜集的故障变压器数据进行分析研究的基础上,并综合考虑到一些研究文章中的观点后^[80,83,112,113],可确定出 E_1 和 E_2 的评判结果以及评判因素集合,分别如表 5-4 及表 5-5 所示。

表 5-4 变压器固体绝缘状况的绝缘等级划分情况

绝缘等级	A	B	C	D	E
绝缘状况	非常好(<15 年)	良好(15~20 年)	一般(20~30 年)	较差(30~40 年)	很差(>40 年)

表 5-5 模糊评判矩阵 E_1 和 E_2 的组成情况

评判因素		评判结果				
		A	B	C	D	E
E_1	糠醛含量大			0.20	0.35	0.45
	糠醛含量中	0.05	0.10	0.50	0.25	0.10
	糠醛含量小	0.60	0.40			
	糠醛增长率大	0.10	0.05	0.15	0.30	0.40
	糠醛增长率中	0.20	0.10	0.40	0.20	0.10
	糠醛增长率小	0.40	0.50	0.10		
E_2	(CO+CO ₂) 大		0.05	0.20	0.30	0.45
	(CO+CO ₂) 中	0.10	0.10	0.40	0.25	0.15
	(CO+CO ₂) 小	0.50	0.40	0.10		
	(CO+CO ₂) 增长率大	0.05		0.15	0.30	0.50
	(CO+CO ₂) 增长率中	0.10	0.10	0.40	0.30	0.10
	(CO+CO ₂) 增长率小	0.45	0.50	0.05		

表 5-5 中各评判因素的模糊隶属函数均可用三角形函数来表示, 三角形函数的函数表达式为:

$$\mu_{\text{小}}(x) = \begin{cases} 1 & x < x_1 \\ \frac{x - x_1}{x_1 - x_2} + 1 & x_1 \leq x < x_2 \\ 0 & x \geq x_2 \end{cases} \quad (5-7)$$

$$\mu_{\text{中}}(x) = \begin{cases} 0 & x < x_1 \\ \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} & x_1 \leq x < x_2 \\ \frac{x - x_2}{x_2 - x_3} + 1 & x_2 \leq x < x_3 \\ 0 & x \geq x_3 \end{cases} \quad (5-8)$$

$$\mu_{\text{大}}(x) = \begin{cases} 0 & x < x_2 \\ \frac{x - x_2}{x_3 - x_2} & x_2 \leq x < x_3 \\ 1 & x \geq x_3 \end{cases} \quad (5-9)$$

式中 x_1 、 x_2 和 x_3 均为三角形函数的形状调节系数。

而三角形函数的表示法如图 5-1 所示, 表 5-5 中各评判因素形状调节系数的取值情况见表 5-6。

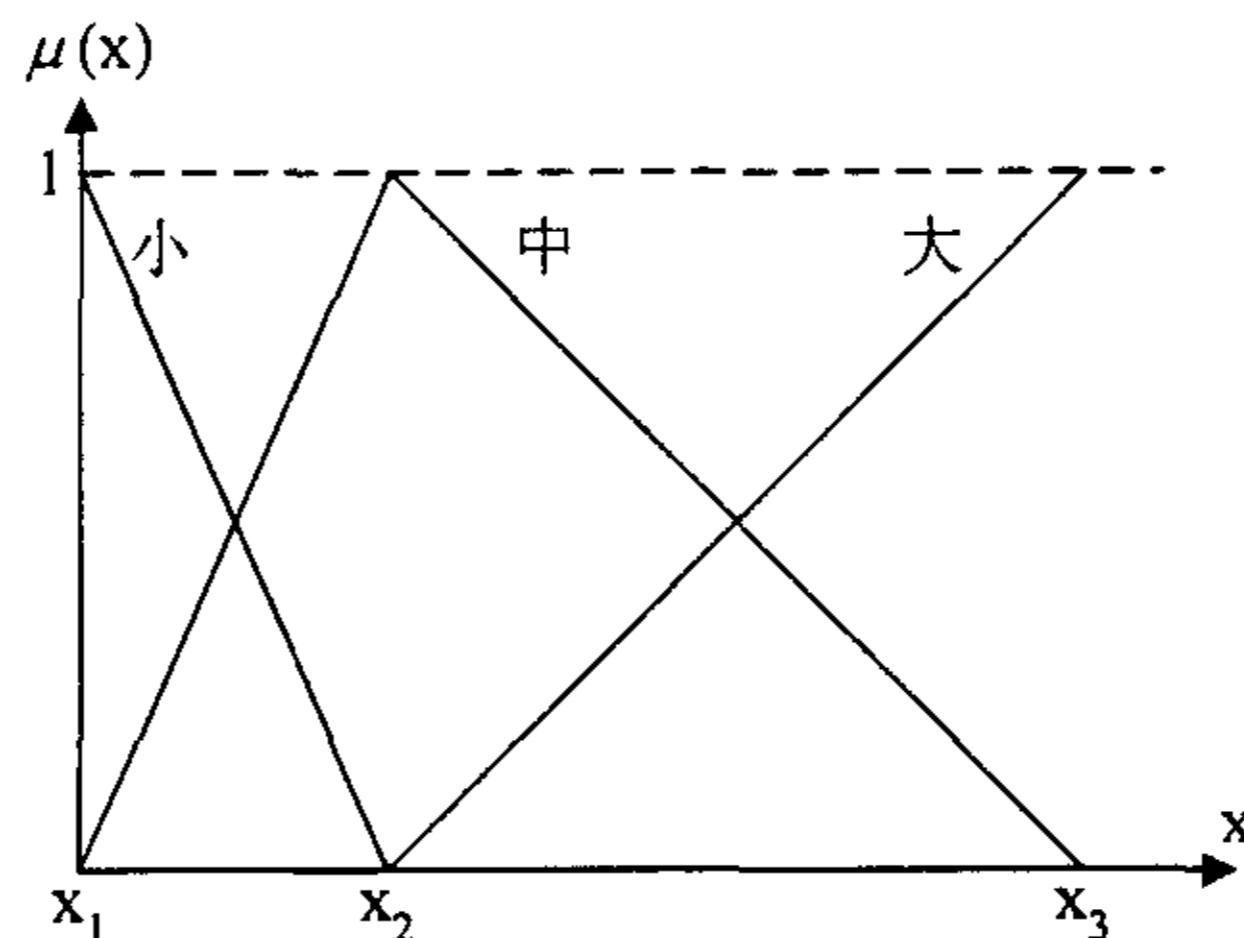


图 5-1 三角函数表示法示意图

表 5-6 矩阵 E_1 和 E_2 中各评判因素模糊隶属函数的参数取值表

参数	糠醛含量 / (mg/L)	糠醛增长率 / (mg/L)	(CO+CO ₂)含量 / 10 ⁻⁶	(CO+CO ₂)增长率 / 10 ⁻⁶
X_1	0	0	0	0
X_2	0.5	0.1	5700	1450
X_3	4	0.3	24550	6300

5.3.3 正常老化模型的运作过程

当利用正常老化模型进行固体绝缘老化状况的评估时，先根据检测到的糠醛含量及 CO、CO₂ 的含量进行一级评判，如果一级评判中评判矩阵 E_1 和 E_2 的评判结果分别为 $(y_{1A}, y_{1B}, \dots, y_{1E})$ 和 $(y_{2A}, y_{2B}, \dots, y_{2E})$ ，并且考虑到在利用糠醛含量评估变压器的固体绝缘状况时，无论从取样结果的稳定性，还是从绝缘判据的可靠性来考虑，都要优于 CO、CO₂ 的评估结果，所以进行二级模糊综合评判时， E_1 的权重取为 0.60， E_2 的权重取为 0.40，因此二级综合评判的评判结果为：

$$(y_A, y_B, y_C, y_D, y_E) = (0.60, 0.40) \circ \begin{pmatrix} y_{1A}, y_{1B}, y_{1C}, y_{1D}, y_{1E} \\ y_{2A}, y_{2B}, y_{2C}, y_{2D}, y_{2E} \end{pmatrix} \quad (5-10)$$

式中 \circ 是二次模糊评判所选取的 $\oplus - \bullet$ 的模糊合成运算算子。

从式 (5-10) 的计算结果中选出最大模糊隶属度所对应的绝缘等级，然后对照表 5-4 即可对变压器的绝缘寿命作出初步的评估，这也将有利于制定更新计划及进行备品准备。

5.4 固体绝缘综合评估模型的建立

实践中，在进行固体绝缘状况的评估时，应先明确变压器固体绝缘是否已明显老化；然后再判断固体绝缘老化的起因，以便利用异常老化诊断模型或正常老化评估模型来进行固体绝缘状况的评判，从而建立起固体绝缘状况的综合评估模型，其结构如图 5-2 所示。图中，异常老化诊断模型及正常老化评估模型的输出分别对应于上述 5.2 和 5.3 中定义的故障形式及绝缘等级。

变压器固体绝缘状况综合评估模型的评估过程为：

- (1) 将 CO、CO₂ 以及糠醛含量的检测结果作为输入数据送入综合评估模型。

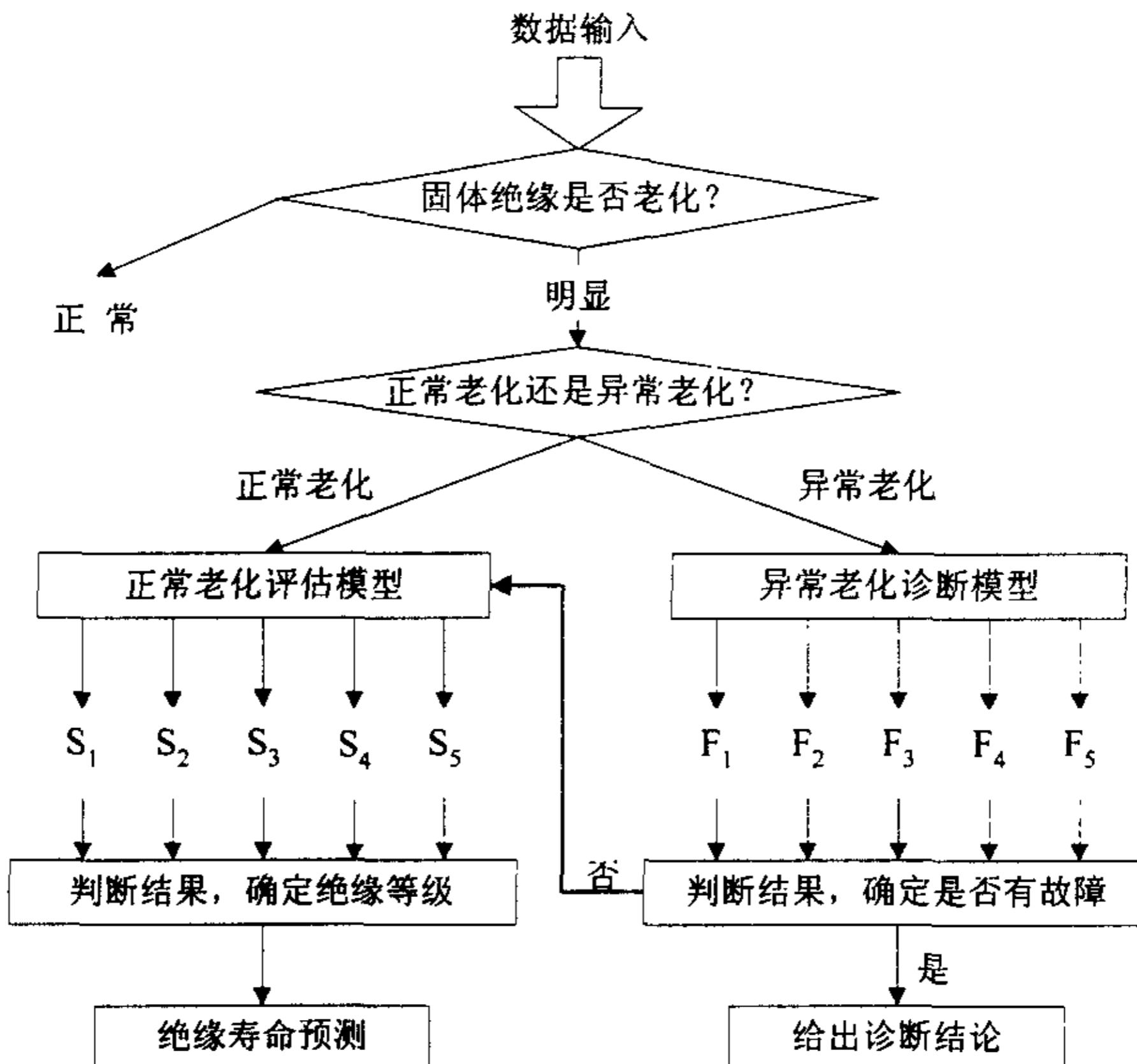


图 5-2 变压器固体绝缘状况综合评估模型的结构框图

(2) 判断固体绝缘是否已明显老化。根据已搜集的资料, 初步选定: 当气体浓度 $\phi_{CO} > 400 \times 10^{-6}$ 或 $\phi_{CO_2} > 5300 \times 10^{-6}$, CO 及 CO₂ 含量间的增量之比 $\Delta CO / \Delta CO_2 < 0.09$ 或 $\Delta CO / \Delta CO_2 > 0.33$ ^[80], 糠醛含量超过 0.5mg/L 中的任何一个条件得到满足时^[82], 即可认为固体绝缘可能已明显老化。

(3) 判断固体绝缘老化的起因。若 CO₂ 的年产气率: $CO_2 > 1042 \times 10^{-6}/y$, CO 的年产气率: $CO > (407 \times 10^{-6}/2\sqrt{x})/y$, 糠醛含量: $F > \exp(-1.29 + 0.058 \cdot x)$ (式中 x 表示运行年限, y 表示年) 中的任一条件成立^[80,82], 即认为变压器固体绝缘的老化是由故障引起的, 此时即可按 5.2 中的模型确定故障发生部位。若异常老化诊断结果中所有故障模式模糊隶属度的下限值均小于阈值 θ (本文暂取 $\theta = 0.5$ ^[19]), 则认为没有发生异常老化, 此时可认定变压器的固体绝缘仍处于正常老化的进程中。

(4) 如果是正常老化状态, 则可按 5.3 中的模型评估出固体绝缘的当前绝缘等级。

5.5 实例分析

例 1：东北某电厂#1 主变，1981 年 9 月投入运行，其油中溶解气体分析 (DGA) 及糠醛含量的测试结果如表 5-7 所示。

表 5-7 DGA 及糠醛含量的测试结果 (DGA 单位: $\times 10^{-6}$)

测试时间	H_2	CO_2	CO	CH_4	C_2H_6	C_2H_4	C_2H_2	测试时间	糠醛含量
1992.4.1	24	26395	1590	27.8	24.4	30	0	1992	1.79
1992.5.19	33.9	47201	2412	36.5	31.5	39.3	0		mg/L

可见，CO 及 CO_2 含量在 1992 年 4 月 1 日到 5 月 19 日间增长迅速，因此曾对主变停运检查，测得绕组三相直流电阻的不平衡系数为 2.4%，感到有异常。若利用本文提出的综合评估模型 (图 5-2) 进行判断，可先确定出变压器固体绝缘已显著老化，且是故障引起的老化；因而利用异常老化诊断模型进行故障定位，由故障征兆集合 $(1/b_1, 0.9/b_2, 0.9/b_3)$ 确定出的诊断解为 $([0, 0.2], [0, 0.3], [0, 0.6], [0.9, 1.0], [0, 0.4])$ ，诊断结论为绕组线圈绝缘过热。而当时实际的吊芯结果为：由于 A、B、C 三相低压线圈段间油道堵塞而导致匝间绝缘严重老化，局部绝缘纸有烤焦露铜现象。可见：诊断结论和实际情况相吻合。

例 2：某变电站#2 主变，运行时间 28 年，糠醛含量测试值为 0.71mg/L ，近两年的 CO 及 CO_2 测试结果先后为 ($\times 10^{-6}$)： $\phi_{CO}=126$ 、 $\phi_{CO_2}=2047$ 以及 $\phi_{CO}=137$ 、 $\phi_{CO_2}=2453$ 。若应用综合评估模型进行判断，首先可判断变压器的固体绝缘处在正常老化过程中；然后利用正常老化评估模型进行老化状况评估：一级模糊评判中 E_1 的评估结果为 $(0.05, 0.10, 0.50, 0.25, 0.10)$ ， E_2 的评估结果为 $(0.50, 0.50, 0.40, 0.30, 0.15)$ ；因而可得二级评判的评估结果为 $(0.23, 0.26, 0.46, 0.27, 0.12)$ ，由此可知变压器固体绝缘状况处于表 5-4 中的 C，即“一般”，这与该变压器已经运行 28 年也相一致。在随后进行的纸聚合度测试中，五个部位聚合度的平均值为 443，这和综合评估模型的结论也相符合。

例 3：西北电管局某变电站#1 主变，运行时间 35 年，糠醛含量的测试值为 2.04 mg/L ，1992 年 4 月 CO 及 CO_2 的测试结果为 ($\times 10^{-6}$)： $\phi_{CO}=1590$ ， $\phi_{CO_2}=26395$ 。利用固体绝缘状况综合评估模型可先判断变压器固体绝缘处在正常老化的过程中；然后利用正常老化评估模型进行老化状况评估：一级模糊评判中 E_1 的评估结果为 $(0.05, 0.10, 0.44, 0.35, 0.45)$ ，而 E_2 的评估

结果为 $(0, 0.05, 0.20, 0.30, 0.45)$ ；据此可得二级模糊综合评判的评估结果为 $(0.003, 0.062, 0.344, 0.33, 0.45)$ ，可知变压器固体绝缘状况已属于表 5-4 中的 E，即“很差”，老化程度已相当于正常情况下运行 40 年以上，这说明该变压器的实际老化过程比正常老化快。随后曾吊芯进行纸聚合度测试，三个部位聚合度的平均值为 212，因此对该主变作出寿终的决定。可见，综合评估模型的有效性得到了该实例的验证。

在利用综合评估模型先后对搜集到的 32 台由故障引起的变压器固体绝缘异常老化实例进行诊断后，得到的诊断结果如表 5-8 所示。

表 5-8 绝缘综合评估模型对异常老化实例的诊断结果

项目	故障类型				
	引线分流或断股	引线闪络	匝绝缘损伤及匝间短路	绕组绝缘过热	围屏放电
检验样本	7	4	7	12	2
正判台次	6	4	6	10	2
正判率(%)	85.7	100	85.7	83.3	100
总正判率(%)	87.5				

从表中可以看出，该综合评估模型对变压器固体绝缘异常老化实例的诊断准确率可达 87.5%，已基本满足现场诊断的需要；而对于固体绝缘正常老化的变压器，由于既搜集到测试结果又搜集到其老化状况的变压器实例还比较少，所以目前还难以进一步给出全面的统计性描述，今后将进一步予以丰富及改进。

5.6 结论

电力变压器固体绝缘性能的优劣对其安全、可靠运行至关重要，及时而准确地评估出变压器固体绝缘的状况是很有价值的，本章就针对这一问题做了如下工作：

- (1) 建议将变压器固体绝缘的老化分为异常老化与正常老化两种形态，然后分别利用模糊关系方程和模糊综合评判的思想建立相应的异常老化诊断模型和正常老化状况评估模型。
- (2) 建立变压器固体绝缘状况的综合评估模型，对变压器固体绝缘的状况进行逐级判断。若绝缘老化是由故障引起的，则宜利用异常老化诊断模型确定出故障发生的部位；而对正常老化所引起的绝缘性能下降，应利用正常老化状况评估模型以确定出相应的绝缘等级，从而力争对变压器的寿

命预测有所帮助。实例分析的结果表明该综合评估模型具有较高的可靠性和实用性。

(3) 提出的固体绝缘状况综合评估模型是一个开放式的诊断模型，随着数据量的不断增加、对变压器老化机理的逐步深入了解以及测试手段的不断进步，将逐步对该模型进行完善与修正。

6 结 论

利用人工智能技术诊断变压器绝缘故障是近年来的研究热点，但在实际应用时，却普遍遇到一些困难，通过对这些困难的深入分析，提出了相应的解决方法，主要结论如下：

(1) 通过对范例推理原理的深入研究与分析，结合人工神经网络与模糊数学理论分别提出了两种新的范例检索算法，然后借鉴综合诊断的思想建立起范例推理综合故障诊断模型。综合诊断模型融合了两种新的范例检索算法和已有的基于欧式距离的范例检索算法的优点，取得了满意的诊断效果。

(2) 建立起变压器固体绝缘状况的综合评估模型。先建议将固体绝缘的老化分为正常老化与异常老化两种形态：对正常老化的固体绝缘，可利用模糊综合评判的方法确定出其绝缘等级，力争对变压器的残余寿命预测有所帮助；而对异常老化的固体绝缘，则利用模糊关系方程的概念诊断出引起可能引起异常老化的故障原因，以利于维修计划的合理制定。

(3) 提出利用可靠性数据分析中累积频率的概念对油中溶解气体数据进行归一化处理，由于累积频率的概念能在一定程度上反映出故障的发展过程，并且处理的结果又将减小样本数据间的差异，所以将其应用于人工神经网络的输入数据处理时，有效地提高了网络的诊断准确率。

(4) 引入“类属函数”的概念，并结合多元统计分析技术初步实现了变压器故障特征矢量的选取与训练样本的典型性评价，通过对故障特征矢量与典型训练样本选取前、后人工神经网络分类能力的差异，验证了所提方法的有效性。

(5) 建议将变压器绝缘故障的诊断过程分为故障物理征兆的识别与故障部位的确定两部分，并分别对这两部分中应用的故障诊断方法进行了优化，以充分利用电气试验与油中溶解气体分析结果中的有效信息进行综合故障诊断，从而确保了故障诊断的准确性和实用价值。

今后进一步的研究方向建议主要包括以下几个方面：

(1) 新的特征量与变压器故障机理的研究。鉴于已有的一些诊断参数对变压器故障的灵敏程度不够，因而寻找对故障反映更为灵敏的新的特征量将是主要的研究方向；而对变压器故障机理的深入研究，又将对明确变压

器故障原因与故障征兆间的对应关系有所帮助。

(2) 建立面向状态维修的智能决策系统。绝缘诊断的目的应着眼于为系统全面掌握设备状况, 合理安排检修工作提供支持; 因此希望能够实现设备维护策略的自动生成与操作步骤的规范化、合理化, 这就是要建立智能决策系统的原因。

(3) 故障检测的在线化与故障诊断的实时化。目前常用的故障诊断技术多是基于离线数据进行的, 而当对变压器故障进行诊断时则通常希望能够设备不停机的情况下实现, 因此变压器绝缘状态在线检测技术的发展以及在此基础上实时故障诊断技术的研究也将是今后研究的重点。

致 谢

本文是作者攻读博士学位三年多来研究成果的总结，回顾走过的每一步，无不凝聚了各位师长、同学和亲友的关怀与帮助。

作者首先要感谢导师严璋教授，在攻读博士学位期间，作者处处得到了导师的关怀、爱护和帮助。导师渊博的知识修养、严谨的治学态度、敏锐的思想方法、诲人不倦的长者风范以及崇高的敬业精神都给学生以深刻的启迪与影响，将使学生受益终生。

作者还要感谢高宁博士和高文胜博士，他们为本课题打下的坚实基础是本文工作能够顺利进行的前提。在三年多的学习期间，作者有幸结识了黄新红博士、全玉生博士、涂彦明硕士、刘杰硕士、张冠军博士生、杨莉博士生、尚勇博士生、王晓蓉博士生、杨敏中硕士生、李江涛硕士生、郭宗军硕士生等一批志同道合、同舟共济的同学，在这个学术气氛活跃、团结友爱的课题组里，大家互相帮助，彼此探讨，共同提高，结下了深厚的友谊，作者将永远铭记在心。

故障数据的搜集与整理过程中，得到了西北电管局、西北电力试验研究院、东北电管局、山西电力局、海南电力局、河南电力试验研究院、柳州电业局杨民周老师、东南大学王大忠老师和达川电业局杜洋老师等的热情帮助，作者在此表示衷心的感谢，尤其感谢西北电力试验研究院雷国富老师对作者的指导与帮助。

承蒙高压教研室的冯允平教授、李彦明教授和电气学院的巫松桢教授对本文初稿进行了仔细审阅，并提出了许多宝贵的修改意见，在此谨向他们表示最诚挚的谢意。作者也感谢高压教研室的各位老师、同学三年多来对我的关心和支持。

就读博士期间，作者的父母以及女友黄勐小姐曾给作者以大力的支持和帮助，正是由于他们的时时鞭策与鼎立相助，作者才得以顺利地完成学业。在论文完成之际，谨向他们表示深深的谢意。

最后，向审阅论文的各位专家教授们表示衷心的感谢。

参考文献

1. 韩祯祥. 电力系统自动监视与控制. 北京: 水利电力出版社, 1989
2. 郭剑波. “八五”期间电网事故统计分析. 电网技术, 1998, 22(2): 72~74
3. 路长柏. 电力变压器绝缘技术. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1997
4. 徐文. 电力变压器故障诊断技术研究: [博士学位论文]. 南京: 东南大学, 1997
5. 严璋. 电气绝缘在线检测技术. 北京: 中国电力出版社, 1995
6. 日本电气书院. 电气设备故障检测手册. 钱汝立译. 北京: 水利电力出版社, 1984
7. 李常熹. 电力设备诊断技术概论. 北京: 水利电力出版社, 1994
8. Feinberg R. Modern Power Transformer Practice. New York: The Macmillan Press Ltd., 1979
9. 中华人民共和国电力工业部. 电力设备预防性试验规程 DL/T 596-1996. 北京: 中国电力出版社, 1996
10. 陈化钢. 电气设备预防性试验方法. 北京: 水利电力出版社, 1994
11. International Electrotechnical Commission. Interpretation of the Analysis of Gases in Transformers and Other Oil-filled Electrical Equipment in Service. IEC Publication 599, 1978
12. 日本电气学会. 绝缘试验方法手册. 陈琴生译. 北京: 水利电力出版社, 1987
13. International Electrotechnical Commission. High Voltage Test Techniques. IEC Publication 60, 1977
14. 雷国富, 陈占梅. 高压电气设备绝缘诊断技术. 北京: 水利电力出版社, 1994
15. 赵家礼, 张庆达. 变压器故障诊断与修理. 北京: 机械工业出版社, 1999
16. Zadeh L A. Fuzzy Set. Information and Control, 1965, 8: 338~353
17. 徐文, 王大忠, 周泽存. 电气设备故障诊断中模糊性处理方法的探讨. 高电压技术, 1995, 21(3): 46~48
18. 李天云, 张宇辉, 全玉生. 基于诊断思维的变压器模糊故障诊断. 电力系统自动化, 1995, 19(5): 23~28
19. 杨叔子, 丁洪, 史铁林等. 基于知识的诊断推理. 北京: 清华大学出版社,

1993

20. Riese C E, Stuart J D. TOGA—An Expert System for Transformer Fault Diagnosis. *Artificial Intelligence Application in Chemistry*, 1986, 3: 25~30
21. Dijk H E. Exformer, An Expert System for Transformer Faults Diagnosis. *Proceedings of 9th PSCC*, Cascais, Portugal, 1987: 715~721
22. Marin M A, Jasmin J L. Cooperating Expert System for Diagnosis of Electrical Apparatus. *Conference on Expert System Applications for the Electric Power Industry*, Orlando, USA, 1989: 5~8
23. 薛禹胜, 刘觉, 岑文辉. 专家系统在电力系统中的应用—特点、现状和展望. *电力系统及其自动化*, 1989, 13(2): 10~19
24. International Electrotechnical Commission. *Guide for the Sampling of Gases and of Oil from Oil-filled Electrical Equipment and for the Analysis of Free and Dissolved Gases*. IEC Publication 567, 1977
25. Rogers R R. IEEE and IEC Codes to Interpret Incipient Faults in Transformers, Using Gas in Oil Analysis. *IEEE Trans. on Electrical Insulation*, 1978, 13(5): 349~354
26. Pugh P S, Wagner H H. Detection of Incipient Faults by Gas Analysis. *AIEE Transaction*, 1961, 80: 189~195
27. Aicher L C, Vora J P. Gas Analysis--A Transformer Diagnostic Tool. *Allis Chalmers Electrical Review*, 1963, 28(1): 22~24
28. Fallou B, Viale F, Davies, et al. *Application of Physico-Chemical Methods of Analysis to the Study of Deterioration in the Insulation of Electrical Apparatus*. CIGRE, Paris, France, 1970: Rep. 15-07
29. Halstead W D. A Thermodynamic Assessment of the Formation of Gaseous Hydrocarbons in Faulty Transformers. *Journal, Institute of Petroleum*, 1973, 59(9): 239~241
30. 操敦奎. 变压器油中气体分析与诊断. 武汉: 湖北新生报印刷厂, 1987
31. Barracough B, Bayley E, Davies I, et al. CEGB Experience of the Analysis of Dissolved Gas in Transformer Oil for the Detection of Incipient Faults. *IEE Conference Publication*, 1973, 94, Sec 1, Part 2
32. Rogers R R. UK Experience in the Interpretation of Incipient Faults in Power Transformers by Dissolved Gas-in-oil Chromatographic Analysis.

- Doble Conference Index of Minutes, 1975, Sec10-201
33. CIGRE 15-01. Detection of and Research for the Characteristics of an Incipient Fault from Analysis of Dissolved Gases in the Oil of an Insulation. Electra, 1975, 42(10): 31~52
34. 日本电气学会. 变压器の预防保全技术の现状とその动向. 日本电气学会技术报告(II部)第334号, 1990
35. Duval M. Dissolved Gas Analysis: It Can Save Your Transformer. IEEE Electrical Insulation Magazine, 1989, 5(6): 22~27
36. Electrical Cooperative Research Association. Conservation and Control of Oil-insulation Components by Diagnosis of Gas in Oil. Publication 36, 1980
37. Church J O, et al. Analyze Incipient Faults with Dissolved-Gas Nomograph. Electrical World, 1987, 10: 40~44
38. 杜洋. 用“无编码比值法”分析和判断变压器故障性质. 变压器, 1999, 36(3): 32~36
39. Mori E, Tsukioka H, Takamoto K, et al. Latest Diagnostic Methods of Gas-in-oil Analysis for Oil-filled Transformer in Japan. International Conference on Dielectric Liquids, Nara, Japan, 1999: 503~508
40. Okubo H, Kobayashi S, Aoshima Y, et al. Electrical Insulation Diagnostic Method and Maintenance Criteria for Oil-immersed Power Transformers. International Conference on Dielectric Liquids, Nara, Japan, 1999: 372~377
41. 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络. 北京: 高等教育出版社, 1992
42. Zhang Y, Ding X, Liu Y, et al. An Artificial Neural Network Approach to Transformer Fault Diagnosis. IEEE Trans. on Power Delivery, 1996, 11(4): 1836~1841
43. Bhattacharyya S K, Smith R E. A Neural Network Approach to Transformer Fault Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis Data. Proceedings of the 59th American Power Conference, Chicago, USA, 1993: 428~432
44. 高文胜, 高宁, 严璋. 自适应小波分类网络在充油电力设备故障识别中的应用. 电工技术学报, 1998, 13(6): 54~58
45. 李卫东, 唐丽艳. 基于人工神经网络借助于油色谱分析辨识变压器故障. 变压器, 1993, 30(7): 32~35
46. 金明, 吴新振, 邓忠. 基于 Kohonen 网络的电力变压器故障诊断方法. 变

- 压器, 1997, 34(8): 28~31
47. 徐文, 王大忠, 周泽存等. 结合遗传算法的人工神经网络在电力变压器故障诊断中的应用. 中国电机工程学报, 1997, 17(2):109~112
48. 涂彦明. 人工智能在电气设备绝缘故障诊断中应用的研究: [硕士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 1997
49. 高宁. 基于模糊数学和神经网络的变电设备绝缘诊断技术的研究: [博士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 1997
50. 丁晓群, 周玲, 袁宇波等. 再论人工神经网络应用于电力变压器故障诊断. 高电压技术, 1997, 23(3): 21~23
51. 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: [博士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 1998
52. 黄鞠铭. BP 网络在基于 DGA 变压器故障诊断中的应用. 高电压技术, 1996, 22(2) :21~23
53. 丁晓群, Liu Y, 林钟云. 神经网络应用于电力变压器故障诊断. 电力系统自动化, 1996, 20(2): 32~35
54. 李天云, 应鸿. 基于局部特征量的神经网络方法在变压器故障诊断中的应用. 电网技术, 1996, 20(11): 19~22
55. 王财胜, 孙才新, 廖瑞金. 变压器色谱监测中的 BPNN 故障诊断法. 中国电机工程学报, 1997, 17(5): 322~325
56. Vanegas O, Mizuno Y. Diagnosis of Oil-insulated Power Apparatus by Using Neural Network Simulation. IEEE Trans. on Dielectrics and Electrical Insulation, 1997, 4(3): 290~299
57. 何定, 唐国庆, 陈珩. 电力变压器故障诊断的神经网络方法. 电力系统自动化, 1993, 17(8): 33~38
58. Wang Z Y, Liu Y L, Griffin P J. A Combined ANN and Expert System Tool for Transformer Fault Diagnosis. IEEE Trans. on Power Delivery, 1998, 13(4): 1224~1229
59. Lin C E, Ling J M, Huang C L. An Expert System for Transformer Fault Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis. IEEE Trans. on Power Delivery, 1993, 8(1): 231~238
60. Huang Y C, Yang H T, Huang C L. Developing a New Transformer Fault Diagnosis System through Evolutionary Fuzzy Logic. IEEE Trans. on Power

- Delivery, 1997, 12(2): 761~767
61. 王道勇. 变压器故障检测方法的改进—模糊识别阈值原则法. 电力系统自动化, 1998, 22(11): 44~46
 62. 张鸣柳, 孙才新. 变压器油中气体色谱分析中以模糊综合评判进行故障诊断的研究. 电工技术学报, 1998, 13(1): 51~54
 63. Zhou L, Chen J D, Wen Y F. State Signal and Fuzzy Membership Function of Fault Diagnosis in Electrical Equipment. 10th International Symposium on High Voltage Engineering, Québec, Canada, 1997
 64. 乐章华, 刘湘涛, 江荣汉. 基于三角均分模糊推理的电力设备故障诊断. 湖南大学学报, 1997, 24(1): 76~81
 65. Yang H T, Huang Y C. Intelligent Decision Support for Diagnosis of Incipient Transformer Faults Using Self-organizing Polynomial Networks. IEEE Trans. on Power Systems, 1998, 13(3): 946~952
 66. 王大忠, 徐文, 周泽存等. 模糊理论、专家系统及人工神经网络在电力变压器故障诊断中的应用—基于油中溶解气体进行分析诊断. 中国电机工程学报, 1996, 16(5): 349~353
 67. 江荣汉, 梁慧, 王桂生. 电力变压器故障综合诊断专家系统. 湖南大学学报, 1996, 23(4): 93~98
 68. 关杰林, 徐国禹. 模糊神经网络在变压器故障诊断中的应用. 重庆大学学报, 1997, 20(6): 73~76
 69. Tomsovic K, Tapper M, Ingvarsson T. A Fuzzy Information Approach to Integrating Different Transformer Diagnostic Methods. IEEE Trans. on Power Delivery, 1993, 8(3): 1638~1646
 70. 李天云, 陈化钢. 模糊关系方程及其在电气设备故障诊断中的应用. 高电压技术, 1993, 19(1): 23~28
 71. 徐文, 王大忠, 周泽存等. 模糊辨识在电力设备故障诊断中的应用. 电力系统自动化, 1996, 20(3): 45~49
 72. 杨莉, 钱政, 周跃峰等. 基于节约覆盖集理论的电力变压器绝缘故障诊断模型. 西安交通大学学报, 1999, 33(4): 13~16
 73. 尚勇, 钱政, 杨敏中等. 高电压设备绝缘老化及状态维修的实现. 高电压技术, 1999, 25(3): 40~42
 74. Brancato E L. A Pathway to Multifactor Aging. IEEE Trans. on Electrical

- Insulation, 1993, 28(5): 820~825
75. Ramu T S. On the Estimation of Life of Power Apparatus Insulation under Combined Electrical and Thermal Stress. IEEE Trans. on Electrical Insulation, 1985, 20(1): 70~78
76. Montanari G, Cacciari M. A Probabilistic Life Model for Insulating Materials Showing Electrical Thresholds. IEEE Trans. on Electrical Insulation, 1989, 24(1): 127~137
77. Simoni L. General Equation of the Decline in the Electric Strength for Combined Thermal and Electrical Stresses. IEEE Trans. on Electrical Insulation, 1984, 19(1): 45~51
78. Dixon R R. Environment Aging of Insulating Materials. IEEE Trans. on Electrical Insulation, 1990, 25(4): 667~671
79. Shroff D H, Stannett A W. A Review of Paper Ageing in Power Transformers. IEE Proceedings-C, 1985, 132(6): 312~319
80. Kan H, Miyamoto T. Proposals for an Improvement in Transformer Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis (DGA). IEEE Electrical Insulation Magazine, 1995, 11(6): 15~21
81. 王万华. 变压器绝缘老化诊断中应注意的问题. 高电压技术, 1995, 21(3): 79 ~ 82
82. 薛辰东. 用油中糠醛含量估计变压器绝缘老化故障. 能源部电力科学研究院研究报告, 1990
83. Allan D M. Practical Life-assessment Technique for Aged Transformer Insulation. IEE Proceedings-A, 1993, 140(5): 404~408
84. Rumelhart D, Meclelland J. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Cambridge: MIT press, 1986
85. Lee J P, Ji P S, Nam S C, et al. Aging Characteristics of Power Transformer Oil and Development of Its Analysis Using KSOM. International Conference on Electrical Engineering, Korea, 1998: 461 ~ 464
86. Hornik K, Stichcombe M. Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators. Neural Networks, 1989, 2: 359~366
87. 孙增圻, 张再兴, 邓志东. 智能控制理论与技术. 北京: 清华大学出版社, 1992

88. Salomon R. Improved Convergence Rate of Back-Propagation with Dynamic Adaption of the Learning Rate. Lecture Notes in Computer Science, PPSN I, Dortmund, 1990, 269~273
89. 贺国芳, 许海宝. 可靠性数据的收集与分析. 北京: 国防工业出版社, 1995
90. 王大东, 徐金梧. 基于遗传聚类的设备故障诊断方法研究与应用. 全国设备诊断技术学术会议论文集, 北京, 1997: 238~243
91. Teukolsky. Numerical Recipes in C, The Art of Scientific Computing. Second Edition, Cambridge University Press, 1992
92. 张尧庭, 方开泰. 多元统计分析引论. 北京: 科学出版社, 1997
93. Gockenbach E, Borsi H. Diagnostic Methods for Transformers On-site. Proceedings of International Symposium on Electrical Insulation Materials, Japan, 1998: 737~742
94. Barletta R. An Introduction to Case-based Reasoning. Artificial Intelligence on Expert, 1991, 8: 43~49
95. Schank R C, David B L. Creativity and Learning in a Case-based Explainer. Artificial Intelligence, 1989, 40(1): 353~385
96. 赵刚. 基于范例推理技术及其在降水过程预报中的应用: [硕士学位论文]. 北京: 中国科学院计算机技术研究所, 1995
97. 史忠植. 高级人工智能. 北京: 科学出版社, 1998
98. 李洪兴, 汪培庄. 模糊数学. 北京: 国防工业出版社, 1994
99. 何新贵. 模糊知识处理的理论与技术. 北京: 国防工业出版社, 1998
100. Frank P M. Analytical and Qualitative Mode Based Fault Diagnosis – a Survey and Some New Results. European J. Control, 1989, 5(2): 6~28
101. 丁艳军, 王培红, 吕震中等. 一种基于特征空间矢量的故障诊断方法. 中国电机工程学报, 1999, 19(9): 53~56
102. 方崇智, 萧德云. 过程辨识. 北京: 清华大学出版社, 1988
103. Yang H T, Chang W Y, Huang C L. On-line Fault Diagnosis of Power Substation Using Connectionist Expert System. IEEE Trans. on Power Systems, 1995, 10(1): 323~331
104. Boisdon C, Carballeira M, Poittevin J, et al. Condition Diagnosis and Monitoring of Transformers – Possibility of Estimating Transformer

- Lifetime. CIGRE, Paris, France, 1992: Rep. 12-106
105. Kan H, Miyamoto T, Makino Y, et al. Absorption of CO₂ and CO Gases and Furfural in Insulating Oil into Paper Insulation in Oil-immersed Transformers. International Symposium on Electrical Insulation, Pittsburgh, USA, 1994: 41~44
106. Kisp, Brooks R, Fekete J, et al. Correlation Between Electrical and Chemical Testing Techniques for Assessing Degradation of Oil-paper Insulation. CIGRE, Paris, France, 1998: Rep. 15-202
107. 汪培庄, 李洪兴. 模糊系统理论与模糊计算机. 北京: 科学出版社, 1996
108. 何跃英, 江荣汉. 基于模糊理论的电力设备故障诊断专家系统. 电工技术学报, 1994, (3): 43 ~ 46
109. Hino T, Suganuma T. Rapid Measurement of the Deterioration of Oil-immersed Paper. IEEE Trans. on Electrical Insulation, 1972, 7(3): 122~126
110. Unsworth J, Mitchell F. Degradation of Electrical Insulating Paper Monitored with High Performance Liquid Chromatography. IEEE Trans. on Electrical Insulation, 1990, 25(4): 737~746
111. 权晓波, 姜培正, 魏进家. 应用模糊综合评判法对液固两相流泵磨损程度的研究. 西安交通大学学报, 1999, 33(4): 73~76
112. Kazmierski M, Sobocki R, Olech W. Selected Elements of Life Management of Large Power Transformers – a Polish Experience. CIGRE, Paris, France, 1998: Rep. 12 – 203
113. 范玉华, 刘富家, 于秀华. 大型变压器油中 CO 和 CO₂ 含量判断指标的确定. 东北电力技术, 1994, 15(1): 6 ~ 10

攻读博士学位期间的研究成果

- (1) 1. 钱政, 高文胜, 尚勇, 严璋. “用可靠性数据分析及 BP 网络诊断变压器故障”. 高电压技术, 1999, 25(1): 13 ~ 15 (EI 收录, ID 2109367)
- (3) 2. 钱政, 高文胜, 尚勇, 严璋. “基于范例推理的变压器油中气体分析综合诊断模型”. 电工技术学报 (已录用)
- (3) 3. 钱政, 杨莉, 张冠军, 严璋. “基于模糊推理与覆盖集理论的电力变压器故障诊断方法”. 电工电能新技术, 1999, 18(3): 36 ~ 39
- (3) 4. 钱政, 尚勇, 杨莉, 严璋. “电力变压器固体绝缘状况的综合评估模型”. 西安交通大学学报, 2000, 34(4): 5 ~ 9
- (3) 5. 钱政, 尚勇, 严璋. “用多元统计分析识别变压器过热及放电性故障”. 高电压技术, 1999, 25(2): 6 ~ 8
- (3) 6. 钱政, 杨莉, 严璋. “组合神经网络模型中典型训练样本集的选取”. 高电压技术, 1999, 25(4): 1 ~ 3
- (4) 7. 钱政, 张冠军, 严璋. “从国外开发的新型 MOA 中得到的启示”. 陶瓷避雷器, 1998, 5: 45 ~ 48
- (5) 8. Qian Zheng, Shang Yong, Zhang Guanjun and Yan Zhang. “Application of Neural Network in Fault Diagnosis of Oil-Immersed Transformer”. In: Proceedings of the 3rd Chinese International Conference on Electrical Machines, Xi'an, China, 1999: 909 ~ 912
- (5) 9. Qian Zheng, Yang Minzhong and Yan Zhang. “Synthetic Diagnosis Method for Insulation Fault of Power Transformer”. In: Proceedings of the 6th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials, Xi'an, China, 2000 (已录用)