

文章编号:1000-582x(2000)03-0004-05

②
4-8

一类发电厂故障智能诊断系统模式的研究

TM6237
TM769

吴开贵¹, 周家启¹, 赵鹏², 杨志³, 谢昭莉³

(1. 重庆大学 电气工程学院, 重庆 400044; 2. 重庆大学 工商管理学院, 重庆 400044; 3. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400044)

摘要: 针对发电厂运行过程中故障诊断的需要, 应用神经网络技术、面向对象技术、人工智能技术以及计算机网络技术, 提出了一种发电厂故障智能诊断系统模式, 并设计了相应的软件系统结构和硬件系统结构, 设计了相应的数据库, 开发了数据采集软件以及基于面向对象的神经网络型专家系统。实际运行结果表明所提出的方法是有效可行的。

关键词: 故障诊断; 计算机网络; 专家系统; 面向对象技术; 神经网络

中图分类号: TM 769; TP 311; TP 391

文献标识码: A

智能诊断系统

发电厂

发电厂系统在发生故障时一般会有大量的报警信息集中涌现, 调度员要在极短的时间内抓住报警实质, 判断故障部位有时十分困难, 一个优良的故障诊断系统能够解释报警信息、诊断故障并辅助调度员进行恢复操作。许多文献对此都作了探讨, 如文献[1]提出了基于神经网络专家系统的故障诊断方法, 但没有开发成真正工程上能使用的完整系统; 文献[2]利用面向对象技术, 开发了水电厂的智能故障诊断系统, 而且是基于 WINDOWS 操作系统, 具有一定的使用价值, 但从结构上来看, 它的通用性差, 推广起来比较困难。笔者在总结它们的成功经验的基础上, 结合发电系统的特点, 采用面向对象技术和神经网络等更先进的技术, 提出并开发成功了一种智能化的发电厂故障诊断系统。

1 系统结构

1.1 软件系统结构

所有应用软件以(Sybase)数据库为中心, 即所有的模块都与数据库打交道, 其结构如图 1 所示。在数据库系统中, 有三个主要的数据库:

- 1) 实时数据库(RealTimeData.dbf): 主要存放通过工控机采集的实时数据, 包括用于诊断的数据。
- 2) 实时控制数据库(RealTimeControlData.dbf): 指用户用于控制设备的数据。
- 3) 诊断结果数据库(DiagnosisResultData.dbf): 专家系统通过诊断, 把结果存放到该数据库。

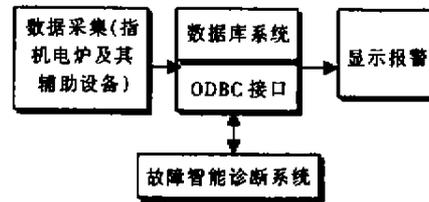


图 1 软件系统结构图

该种结构的优点在于它是开放式的, 可扩展性好, 再次开发方便。

1.2 硬件系统结构

根据发电厂的具体情况, 本系统采用计算机网络系统来对其进行监控。系统结构如图 2 所示: 其中机、电、炉分别用 PC 总线的工业控制机来进行数据采集和控制, 每个工业控制机都对它的控制对象定时进行数据采集, 然后进行数据格式转换、通过网络把数据存放在服务器上的实时数据库(RealTimeData.dbf)中; 同时也定时访问服务器(sever)上的实时控制数据库(RealTimeControlData.dbf), 并对所控制的对象进行控制。

故障智能诊断系统中的专家系统从实时数据库(RealTimeData.dbf)中取出数据, 并进行诊断, 其结果又存放到网络上的诊断结果数据库(DiagnosisResultData.dbf)中, 供操作控制和大屏幕显示或 LED 显示。

在这个系统中, 系统采用总线型结构、用 100 MB

· 收稿日期: 1999-11-23

作者简介: 吴开贵(1966-), 男, 重庆人, 重庆大学讲师, 博士, 从事神经网络和电网可靠性研究。

的同轴电缆;数据处理部分用高档的微机。网络操作系统用 NOVELL4.0 版本。

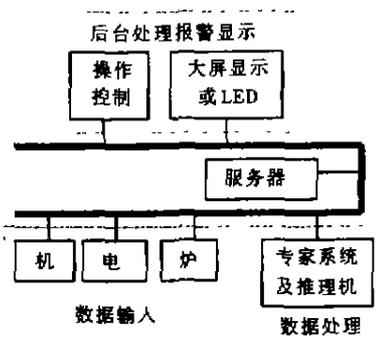


图 2 计算机网络系统结构

2 数据采集软件设计

对于发电厂来说,可以把数据分为三类,即模拟量、开关量和脉冲量。它们通过工业控制机的采样进入工业控制机,然后经过格式转换,进入网络的实时数据库(RealTimeData.dbf)。软件的结构图如图 3 所示。由于数据采集部分功能比较单一,结构简单,所以数据采集软件可用 C 语言编写。

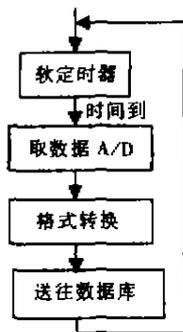


图 3 数据采集软件结构图

3 专家系统的研制

传统的发电厂故障诊断系统将各个数据分散处理,效率较低。笔者采用一些先进技术来构造专家系统,用于发电厂的故障诊断,现将研制中的主要技术问题略作介绍。

3.1 面向对象技术

面向对象程序设计技术(OOP)的出现,给发电厂故障诊断提供了强有力的支持。与结构化程序设计不

同的是,面向对象的程序设计是用类来抽象代表现实的实体,用类之间的继承关系来代表设计的抽象过程。函数只是对数据的操作,没有数据的概念,而类是数据和函数操作的集合,是非常贴近现实实体的表现形式,并且类之间的继承关系可以是设计的抽象过程的显示表现形式。它具有以下特点:1)引入类的概念,使用户可以对数据及对数据操作进行封装,实现数据隐藏。这是 C++ 最重要的特征,是面向对象设计的基础。2)具有对类之间继承性的支持功能,使建立类之间的层次关系成为可能,它是设计面向对象的出发点。3)引入虚函数,支持多态性,极大地方便了面向对象程序设计。4)引入类模板,在此基础上可建立参数类型及包容类。极大地简化了面向对象程序设计。

3.2 RBFN 神经网络

径向基函数神经网络(RBFN)以其简单的结构、快速的训练过程及良好的推广能力等优越的性能已广泛应用于许多领域,特别是模式分类和函数逼近方面^[3-6]。当 RBFN 用于模式分类时,在形式上与传统的核函数(或称基函数)分类器很相似,如势函数、核估计法以及概率神经网络(PNN)。RBFN 被广泛应用的另一个领域是函数逼近,并且有许多其他方法与它很相似,如 Lee 和 Rhee 提出的高斯势函数法^[7](Gaussian potential function)、Moody 和 Darken 提出的局部收场(Localized receptive field)和局部调谐处理单元^[8](Locally tuned processing unit),以及 Poggio 和 Darken 提出的正则化网^[6](Regularization network),它们都可通称为基函数法。

从结构上看,RBFN 可划归为前向网络,但它与用 BP 算法训练的前向网络不同,后者的参数为随机初始化,而 RBFN 的参数(如隐层单元的中心及方差)是根据训练样本按一定的规则来确定的。

早在 1973 年,Duda 和 Hart 就研究了二类样本分类情况下使误差平方型能量函数最小与估计 Bayes 概率之间的关系。近年来又有许多文章研究了二类及多类样本分类的情况^[9],因此关于前向神经网络模型的研究已经是比较深入了。Ruck 等人用二类及多类分类问题证明了文献[10]:当多层感知器(MLP)被训练为分类器时,它逼近 Bayes 最优判决函数,即 MLP 的输出逼近被训练样本的后验概率函数。在[10]中 Ruck 最后指出,上述结论不仅限于 MLP,而是与网络结构无关,它适用于任何一种使用最小方差准则,并且输出为 0/1 形式(多类问题),因此它对 RBFN 也有适用性。

3.3 基于面向对象的神经网络型专家系统

正是由于面向对象程序设计技术(OOP)的这些特

点,考虑到发电厂故障诊断的具体要求,本系统用 Visual C++ 5.0 开发工具和它的 MFC 类,在 Windows 95 操作系统上,开发了面向对象的神经网络专家系统。通过系统学习,就可以对输入的模式进行分析,得出发电厂当前是否有故障的诊断结果。具体算法如下:

第 1 步 聚类中心的计算。

聚类中心的确定是一件非常困难的事。Mirchandani 在文献[11]中提出了公式隐层节点数 p 与输入模式数 T 的关系为 $p = \log_2 T$,但大多数情况并非如此,因为它没有考虑神经网络的结构;而文献[12]对国内外的应用事例进行了归纳和整理,得出隐节点数 p 的经验公式 $p = \sqrt{m(n+3)} + 1$,其中 m 为输入节点数, n 为输出节点数。上述公式只考虑了神经网络的结构,而没有考虑输入模式的数量。笔者在对大量例子进行计算的基础上认为,这两个公式只能是 RBFN 次优结构,而不是最优结构,但用这两个公式计算的 RBFN 的中心数比最优中心数少。因此设 RBFN 的中心数 $N_c = \min(\log_2 T, \sqrt{m(n+3)} + 1)$,然后利用输入矢量,用 k 次平均聚类算法计算 N_c 聚类中心 $C_i (i = 1, 2, \dots, N_c)$ 。

第 2 步 归一化参数 δ_i^2 的计算。

聚类中心找到后,可以求得归一化参数 δ_i^2 ,它表示与每个聚类中心相关联的数据分布的一种测度,可以用多种方法确定,最常见的是令它们等于训练模式之间的平均距离,即: $\delta_i^2 = (1/N_i) \sum_{x \in G_i(k)} (x - C_i)^T (x - C_i)$,式中, $G_i(k)$ 是第 k 个聚类中心中的模式集; N_i 是 $G_i(k)$ 中的模式数。

第 3 步 输出层各权值的计算。

基函数的参数确定以后,输出层的学习采用下述方法:利用输入向量 $\{x_i, i = 1, \dots, N\}$ 及其映象 $\{y_i, i = 1, \dots, N\}$,使价值函数 $E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (y_i - f_i(x_i))^2$ 最小,便可达到调节权 w_i 的目的。该问题可以归结为下述残差的极小化问题: $\min \|T - WY\|^2$ 。故可以用求解线性方程组的方法来求解,即: $W^T = (Y^T)^+ T^T$,或 $W = ((Y^T)^+ T^T)^T$ 。并求出网络的能量 E_0 。

第 4 步 调节聚类中心。

在上一次的基础上,把聚类中心数加 1,通过 1, 2, 3 步,求出网络的能量 E_0 。最后,求出最小 E_0 及相应的聚类中心和归一化参数。至此,算法结束。

3.4 故障诊断元知识库

故障诊断元知识库包含的是知识的知识^[13],即关

于如何使用、组织和管理故障诊断领域知识的知识,主要包括以下几个方面:对诊断领域子系统知识进行管理和控制的知识;判断故障属于哪个诊断领域子系统知识;关于诊断领域子系统间相互关系及每个子诊断系统领域知识的特征和功能信息描述的知识;对诊断领域子系统诊断结果进行分析和评价的知识等。它并不涉及如何具体诊断每个诊断领域子系统的故障,而从更高层次对所有诊断领域子系统进行协调、管理和控制,并对诊断结果加以分析和综合评价,得出最终的诊断结果,以完成整个复杂过程系统的诊断。

在元知识的表达上,采用面向对象的知识表达方法,即按照面向对象的思想,采用多种知识表达方法(规则、框架和过程)相结合的混合知识表达形式。该方法具有继承、封装、动态联编、代理机制等面向对象的基本特性,同时还具有集成性、模糊性和开放性,适于表达元知识,便于实现多领域、多形式、多功能、多任务和不确定性知识的集成。

4 数字仿真和物理仿真

按上述构想建立了计算机网络,完成了数据采集系统、专家系统、显示系统的开发工作,并且针对图 4 的一个地方性发电厂进行了实验。该发电厂有 4 台 25 MW 和 1 台 50 MW 的发电机,3 台变压器,7 条母线,23 台开关,8 回出线。作者对变压器取 10 个量,发电机取 20 个量,母线取 5 个量,开关取 1 个量,出线取 5 个量来进行实验。知识库的建立是从物理线路上随机产生发电厂的数据,然后进行潮流等分析,得出发电厂是否有故障的结果,形成一个模式,放进知识库中,这就形成了知识库。在实验过程中,共获取了 708 个模式。

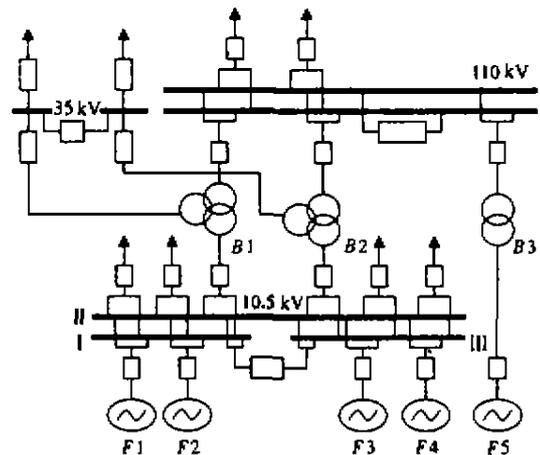


图 4 某地方型发电厂主接线图

在形成了知识库后,对 RBFN 神经网络进行训练。由 $N_c = \min(\log_2 T, \sqrt{m(n+3)} + 1)$ 得,初始的 RBFN 神经网络的聚类中心为 10 个。然后对 RBFN 网络进行训练,表 1 是 RBFN 神经网络的计算结果,从表中可以看出,聚类中心为 31 是 RBFN 神经网络的最优点。在学习过程中,如果聚类中心值取得不当,RBFN 神经网络的能量可能巨增,如当聚类中心为 28 时,RBFN 神经网络的能量为 101.687 381,比最优点高出三倍多。因此聚类中心的选择是非常重要的,然而本算法可以找到最优的聚类中心数。

当 RBFN 神经网络训练好,让系统随机产生模拟发电厂的状态,并输入实时数据库(RealTimeData.dbf)中,然后神经网络专家系统从实时数据库(RealTimeData.dbf)中读出实时数据,对现行状态进行分析,然后显示出分析结果。在测试过程中,一共测试了 300 个状态,其中有 297 个被正确地判断出来,而有 3 个状态判断错误,正确率为 99%。作者对其原因进行了分析,主要是系统的知识库不够完备,所以造成专家系统分析错误。如果知识库更健全的话,相信专家系统分析的正确率会更高。

表 1 RBFN 神经网络的学习情况表

聚类中心数	总能量	聚类中心数	总能量
31	24.796 689	19	27.650 082
38	28.702 069	17	29.012 357
25	29.251 359	13	29.512 565
23	30.306 030	11	30.526 375
15	30.735 001	21	30.970 148
29	31.133 479	16	31.539 750
32	32.585 498	10	33.227 543
14	33.828 881	30	34.304 046
22	34.415 368	12	36.455 044
37	39.541 212	34	40.274 235
39	44.885 382	20	45.129 168
33	47.197 562	36	50.682 585
26	59.132 111	27	69.459 897
35	71.798 295	18	73.080 560
24	93.329 021	28	101.68 7381

5 结束语

笔者在分析某发电厂的运行情况的基础上,提出了一种基于面向对象和神经网络的故障智能诊断系统模式,并开发了相应的软件系统。运行结果表明,它能有效地诊断出发电厂的故障,基本上达到了实用化的要求。

参 考 文 献

- [1] 杨天奇,邵惠鹤. 基于神经专家系统的故障诊断方法[J]. 系统工程理论方法应用,1995,4(1):18~23.
- [2] 申新卫,殷国富,俞仕庭. 面向对象的水电厂智能故障诊断系统[J]. 电力系统自动化,1998,22(2):32~34.
- [3] ZHAO Q, BAO Z. Target recognition based on radial function network[A]. Proceeding of International Joint Conference on Neural Network[C]. JAPAN: NAGOYA, 1993. 2 735~2 738.
- [4] HARTMAN E J, KEELER J D, KOWALSKI J M. Layered neural networks with Gaussian hidden units as universal approximations[J]. Neural Comput, 1990, 2: 210~215.
- [5] PARK J, SANDBERG J W. Universal approximation using radial basis functions network[J]. Neural Comput, 1991, 3: 246~257.
- [6] POGGIO T, GIROSI F. Networks for approximation and learning[J]. Proc of the IEEE, 1990, 78(9): 1 481~1 497.
- [7] LEE S, KIL R M. A Gaussian potential function network with hierarchically self-organizing learning[J]. Neural Networks, 1991, 4(2): 207~224.
- [8] MOODY J, DARKEN C J. Fast learning networks of locally-tuned processing units[J]. Neural Comput, 1989, 1(2): 281~294.
- [9] WAN E A. Neural network classification: A bayesian interpretation[J]. IEEE Transact Neural Networks, 1995, 1(4): 303~305.
- [10] RUCK D W. The multilayer perceptron as an approximation to a Bayes optimal discriminant function[J]. IEEE transact on Neural Networks, 1990, 1(4): 296~298.
- [11] GAGAN M, WEI CAO. On Hidden Nodes for Neural Nets[J]. IEEE Trans On Circuit and System, 1992, 36(5): 661~664.
- [12] 叶东毅. 前馈神经网络隐层节点设计的一个学习算法[J]. 电子学报, 1997, 25(11): 126~128.
- [13] 吴泉源,刘江宁. 人工智能与专家系统[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995. 125~201.

Study of Intelligent Fault Diagnostic System for a Kind of Power Plant

WU Kai-gui¹, ZHOU Jia-qi¹, ZHAO Peng², YANG Zi³, XIE Zhao-lf³

(1. College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. College of Business Administration, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

ABSTRACT: Based on the neural networks, object-oriented technique, artificial intelligence technique and computer networks, an intelligent fault diagnosis system of the power plant whose need of the operation is presented. The architecture of software system, hardware system and corresponding databases is designed. The software of collecting data is established. The intelligent fault diagnosis system based on neural networks and object-oriented technique is also developed. The physical system operation has been shown that the method mentioned above is feasible and effective in practice.

KEYWORDS: fault diagnosis; computer networks; expert system / object-oriented technique; neural networks

(责任编辑 李胜春)

* * * * *

(上接3页)

Applications in Reconstructing Images of the Upper Limbs of Human Body Using Electrical Impedance Computed Tomography Techniques

YAO De-gui, ZHOU Shou-chang

(College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

ABSTRACT: Human body experiment is one of the key problems for the electrical impedance tomography (EIT) in clinical meaning. In this paper an orbicular passive 32-electrode system which is suited for the upper limbs is developed, and the mathematical model for EIT to solve inverse problem is given. After testing many upper arms or forearms of persons, the author have reconstructed the images which are distinct to distinguish skeleton from muscle.

KEYWORDS: electrical impedance; electrodes / upper limbs of human body; electrical impedance computed tomography

(责任编辑 李胜春)