

基于人工神经网络的智能诊断系统(NNIDS)

赵凤芝 包 锋 (大庆石油学院计算机系 秦皇岛 066004)

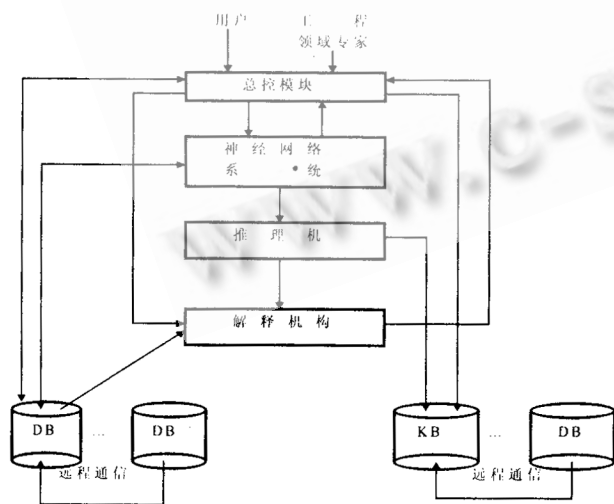
摘要:本文论述了一个基于人工神经网络(Artificial Neural Networks)的智能诊断系统(NNIDS)的设计思想、总体结构及实现的基本原理,为解决智能诊断问题提供了一种有效途径。系统具有知识自动获取、识别速度快、鲁棒性及容错能力强等特点。

关键词:人工神经网络(ANN) 智能系统 诊断 ES

人工智能(AI, Artificial Intelligence)作为计算机应用领域的一个重要分支,已经广泛地应用于医学、勘探、工程、生产、国防等各个领域。但在诸如专家系统(ES)等智能系统中,知识获取的“瓶颈”问题在很大程度上阻碍着 AI 在实际问题中的应用。近年来,由于人工神经网络(Artificial Neural Networks)的兴起,将神经网络技术与专家系统相结合是解决智能系统中这一难题的有效途径。鉴于此,本文提出了一种基于神经网络的智能诊断系统(NNIDS),适合于诊断领域的自动诊断。

一、NNIDS 系统的结构设计

本系统设计了一个集神经网络、数据融合、专家系统于一体的高效智能诊断系统基本框架(如图 1 所示)。整个系统包括用户总控界面、数据库(DB)、知识库(KB)、推理机、神经网络子系统、解释机构六个最基本结构。



DB:数据库 KB:知识库

图 1 系统总体结构图

在本系统中,用户总控模块主要功能是对整个系统进行协调控制,使整个系统成为既独立又统一的整体,同时担负着系统的输入/输出等人—机交互的桥梁与纽带作用,它是一个操作直观灵活、方便、易于维护、友好的用户界面;数据库主要存储一些原始输入的有关数据及系统运行过程中所产生的所有数据信息等;知识库一部分存储典型实例的信息,一部分存储网络的权重及以产生式规则的形式表示的与故障之间的关系;神经网络子系统用于知识的学习和获取即对典型故障类型的学习训练与识别;推理机制负责将神经网络的输出结果与知识库中的一般知识相结合作出故障推理诊断;用户解释负责对诊断结果作出说明、解释,回答用户提问及系统的有关说明,系统最后给出针对故障应该采取的措施和建议。

整个系统将神经网络识别与专家系统的推理判断能力相结合得出诊断结果。

二、系统实现的思想原理

利用神经网络的可学习性确定网络中的加权值,以这些权值作为不确定性因子,进行不确定性网络计算。即应用人工神经网络构造状态分类器,而用基于知识的专家系统技术来指导状态识别过程中的特征获取、模式解释与评价及高层决策等问题的求解。将 ANN 与 ES 相结合,相互补充共同实现目标问题的诊断。

三、神经网络系统的构造与实现

在基于 ANN 的智能诊断系统中,神经网络系统是整个系统的核心,系统的知识获取及推理主要通过神经网络系统来完成。

故障诊断实际上主要是一种模式识别和分类的问题。由于神经网络的巨量并行处理、信息的分布式存储、信息的处理与存储的合二为一性、自组织学习的特点,适合于故障诊断方面的应用。绝大多数神经网络模型都具有故障分类及模式识别能力,比较典型的有 BP 网、KOHONEN 网、HOPFIELD 网、PERCEPTRON 网等。BP (Back Propagation)网是目前应用最广泛、比较成熟的神经网络模型之一。标准 BP 网的基本结构有三层,各层

次的神经元之间形成全互连连接,各层次内的神经元之间无连接。其中输入层主要是网的数据输入,隐层则相当于一个复杂的非线性函数,输出层则输出最终结果,可以是一个,也可以是多个。

该系统中每个神经网络识别子系统都由多层 BP 网组成,经过多个样本训练后完成对故障类型的识别分类诊断。网络的训练对整个系统的成败起着至关重要的作用,因此,典型样本和实际样本要兼顾选择使用,以保证系统的快速与容错性能。由于神经网络基于数值计算,所以在网络训练前要完成数据的预处理,目的是使各种参数无量纲归一化,以适合于网络的要求。

神经网络实现的界面如图 2 所示。

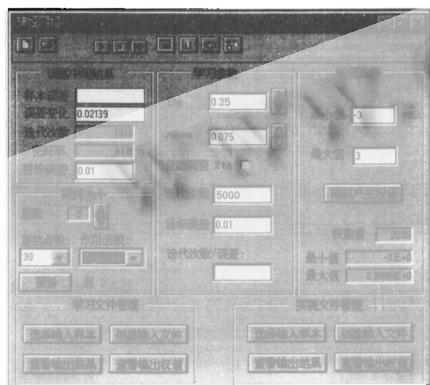


图 2 神经网络实现系统

下面根据程序的流程简单介绍各模块的主要功能

数据文件管理:包括“学习文件管理”及“测试文件管理”。它主要是通过“选择输入样本”功能从数据库中挑选样本,再由“创建输入文件”功能完成输入文件的特性提取,为神经网络准备训练和识别的样本。同时还包括“查看输出结果”、“查看输出权值”等功能。

网络参数设置:本系统的可以任意给定层数、输入层结点数、隐层结点数及输出层结点数的值。在实际使用中这些参数是要发生变化的,特别是输出层结点数随着故障类型不断增加结点数将增大。用户可使用该功能完成各层结点数的设置。

神经网络的训练与识别:神经网络的训练包括算法参数的设置及训练过程的控制。算法参数主要包括:目标误差、迭代次数、 α (动量因子)、 η (学习效率)等。

本系统误差函数定义为:

$$E = 1/2 \sum_k \sum_i (t_i^{(k)} - O_i^{(k)})^2$$

式中: E 为误差; $\sum_k$ 只对样本求和; $\sum_i$ 只对输出层神经元求和; $t_i^{(k)}$ 为期望输出值; $O_i^{(k)}$ 为实际输出值。

如果学习效率 η 设置为“自动调整”,系统将在训练

过程自动增加或减少该值。如果误差 E 减小 η 的值将增加,反之,如果误差 E 增大 η 的值将减小。

网络的训练过程如图 2 所示,训练过程中的参数在这里动态显示出来,用户可随时观测训练程度。在训练过程中可随时修改“学习参数”,即可以中断训练并能使系统继续执行。

系统工具:本系统以 Icon 图标的形式提供了几种工具,可以完成网络训练及识别结果的保存、控制训练的进程及输出权值分布图表等。

训练算法的调整方案

采用梯度下降法的 BP 算法,速度较慢,不保证收敛到全局极小,原因在于:一方面它采用固定的学习速度(Learning rate),即采取定步长的搜索,对于非突性函数,很有可能在搜索时跨过全局极小点而不能保持单调递减的性质;另一方面,每个节点采用固定参数的激励函数,也不利于快速搜索。鉴于此,应用时采用动态调整学习速度,修改动量因子的办法对 BP 网进行修改,可以取得较好的效果。

神经网络的训练及诊断结果示例如下所示,权值分布如图 3 所示。

神经网络训练结果示例

样本	故障1	故障2	故障3	故障4	故障5	故障6	故障7	故障8	...	故障n
1	0.0016	0.0032	0.0004	0.0002	9E-05	0.0003	0.0164	0.0061		
2	0.0027	0.0047	0.0034	0.0006	0.0013	0.0001	0.0011	0.0031		
3	0.0001	0.0005	0.0028	0.0038	0.0089	0.0031	0.0003	0.0001		
4	0.0022	6E-05	0.0007	0.0074	0.0006	0.0045	6E-05	0.0006		
5	5E-05	0.0003	0.0002	0.0077	0.0007	0.0078	0.0001	0.0006		
6	0.0004	0.0011	0.0011	0.0002	0.0046	0.0052	0.0201	0.0041		
...										
m	0.0039	0.0008	0.0041	0.0154	0.0008	0.0048	0.0032	0.0015	...	

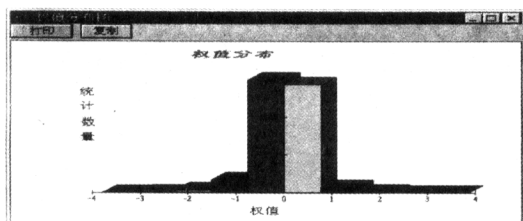
m, n = 1, 2, 3, ...

		诊断结果											故障(N)
序	故障(1)	故障(2)	故障(3)	故障(4)	故障(5)	故障(6)	故障(7)	故障(8)	故障(9)	故障(10)	故障(11)	...	
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0		0
4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0		0
5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0		0
6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0		0
7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0		0
8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0		0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0		0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0		0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1		0
...													
M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		1

M, N = 1, 2, 3, ...

图 3

神经网络理想的诊断模式如下表所示:



$M, N = 1, 2, 3, \dots$

由上表中可以得到最大可能的诊断结果。

如某样本的权值 0.032, 0.015, 0.152, 0.045, 0.062, 0.021, 0.001, 0.015, 0.083, 0.9892, 0.0034, 0.0342, 其中 0.9892 约为 1, 由标准模板转换得知对应的故障类型为故障 5, 再依据可信度等参数, 则可确定其最大可能的诊断结果为第五类故障。

四、系统的推理实现过程

本文建立的基于神经网络的智能系统在实际应用时具体过程为: 首先输入典型事例数据, 训练神经网络系统, 将得到的收敛权值存入知识库系统中, 神经网络的学习过程与知识库的建立是同时的; 然后依据训练好的网络模板 (如上面表中所示), 推出该故障发生的可信度 CF, 并输出匹配的模板到推理机中, 依据 KB 中的规则找到模板对应的故障, 若为新的模式则将新的模板记录在 KB 中; 最终输出故障名称和可信度 CF, 并给出故障产生的原因及建议采取的措施, 并对诊断结果作出必要的解释。

诊断规则为: 设 Wik 为神经网络的输出权值, $i, k = 1, 2, 3, \dots$

If $\text{Max}(Wik) \geq \theta$ and 规则 M

Then 诊断结果解释为

故障 1 | 原因 1 | 可信度 cf,

故障 2 | 原因 2 | 可信度 cf,

.....

建议措施为

措施 1, 措施 2,

其中 θ 为指定阈值。

五、系统的特点

(1) 系统具有自动获取知识及自学能力, 识别能力强, 速度快, 解决了知识获取的“瓶颈”问题。

实际上, 故障诊断是一种模式识别和分类的问题。几乎所有的神经网络模型都可应用于模式识别。而传统的模式识别必需有大量的知识和经验, 但所有研究过人工智能的人都知道知识获取是一个“瓶颈”问题, 人脑对知识的获取过程几乎是一种无意识的潜在活动, 所以, 若用明确的显示规则集合描述是很困难的。而基于神经网络的识别系统不依赖于传统的 IF...THEN...语句表示的产生式规则, 和传统的识别系统比较起来有其自身的优点: 能识别带有噪声或变形的输入模式; 具有很强的自适应学习能力自行进行知识获取, 识别速度快。

(2) 具有良好的容错性。系统经过训练后, 其节点间的联结权重和节点的阈值就形成了对问题的知识表达, 也就是形成了知识库。这一知识库的特点是对知识的分布表达, 即每个节点并不能代表某一条规则, 只有通过节点的集体作用才可以对知识进行表达, 这就保证了神经网络专家系统具有良好的容错性, 此性质对提高在线故障诊断系统抵抗外界干扰能力有着重要意义。

(3) 由于系统经神经网络训练后, 将知识规则化表示, 系统具有较强的解释能力。同时由于系统具有自学习、自适应等特点, 可以完成知识的自动获取, KB 的自动建立与更新, 使系统易于维护和推广。

六、结论

本文探讨了集神经网络、专家系统于一体的智能诊断系统的基本结构和实现技术, 给出了系统工作和学习的新途径, 有效地解决了智能系统中知识获取的“瓶颈”问题, 用这种思想设计的神经网络智能系统已经应用在石油油井工作状况的监测与诊断, 汽车故障诊断等领域, 并取得了良好的经济效益, 在实际应用中必将越来越受到欢迎。

参考文献

- [1] 蔡自兴等. 人工智能及其应用. 清华大学出版社, 1996
- [2] 胡守仁. 神经网络实现技术. 国防科技大学出版社, 1998
- [3] Larry Medsker, Efraim Turban, "Integrating Expert System and Neural Computing for Decision

(来稿时间: 1999 年 9 月)