

文章编号: 1000-8055(2000) 02-0196-05

模糊神经网络诊断模型理论及应用研究

张小栋 苗晓燕 朱 均

(西安交通大学 机械工程学院机械工程及自动化系, 陕西 西安 710049)

摘要: 本文基于通用神经网络的自适应性和诊断的建模方法, 建立了一种新的故障诊断模型—模糊神经网络诊断模型, 并对它的智能诊断机理和突出特点进行了深入分析。最后, 将该诊断模型应用于某大型汽轮发电机组故障诊断中, 分析得出它具有明显的提高诊断精确度的优越性。

关键词: 故障诊断; 神经网络; 动力学

中图分类号: TP18; TH165

文献标识码: A

1 引言

机械故障诊断的实质是机器动力学中逆问题的求解, 其内容主要包括: (1) 机组运行状态(正常与异常)的区分; (2) 所发生故障的类型或性质的识别; (3) 故障部位及其严重程度的确定 3 个方面^[1~4]。由于存在显著的时变特征, 对于一类典型摩擦学系统, 即大型汽轮发电机组来说, 这种逆问题求解目前是难以实现的, 即就是做到机组故障的完全准确诊断是不可能的。由于工程实际的需要, 人们试图沿着“正问题”求解或“反问题”求解路线展开故障诊断研究, 以保证具有一定的诊断准确度^[5~8]。然而大量的工程实践表明, 单凭“正问题”求解或者“反问题”求解方式建立诊断系统, 容易引起误诊、漏诊现象, 不能很好地满足工程实际的需要。为此, 在深入分析故障诊断基本内容及其内在关系的基础上, 迫切需要从诊断的基础理论入手, 研究并建立新的诊断理论和方法, 谋求将“正问题”求解与“反问题”求解紧密地相结合, 以提高诊断准确度。

2 模糊神经网络诊断模型建立

2.1 通用网络模型自适应动态特性

比较两类典型的神经网络—前向 BP 网络与

反馈 Hopfield 网络, 可以发现其核心是单层神经网络, 则两类网络可以用一个通用神经网络模型来描述。根据点集拓扑理论和人工神经网络空间概念, 对这个通用神经网络模型的特征进行分析得出以下两个结论, 证明从略^[3]。

定理 1 神经网络空间在紧集上的连续函数空间 C 上以及按 L_2 范数在平方可积函数空间 L 上都是稠密的。

推论 1 由通用神经网络模型所生成的任何开集可以一致逼近紧集上的连续映射函数 $f \in C(R^n, R^m)$ 。

由推论 1 表明, 通用网络模型所概括的任何开集(如 BP 网络、Hopfield 网络、BAM 网络)通过自学习都能一致逼近紧集上的连续映射函数 $f \in C(R^n, R^m)$, 因而具有良好的自学习、自适应动态特性。

2.2 诊断建模方法

设 x^{jn} , ($j = 1, 2, \dots, k$) 对应反映设备运行状态第 n 个观测样本的 k 个特征参数, y^{in} , ($i = 1, 2, \dots, l$) 对应第 n 个样本的 l 种故障模式, 共有 N 个样本 $x^{jn} \in R^N$, $y^{in} \in R^N$, ($n = 1, 2, \dots, N$), 则故障模式向量 $Y = \{y^{in}, i = 1, 2, \dots, l\}$ 与特征参数向量 $X = \{x^{jn}, j = 1, 2, \dots, k\}$ 间的内在关系用函数 P 表示, 有: $X = P(Y)$ 。当 $N \rightarrow \infty$ 时, 函数 P 的逆函数存在, 以函数 S 表示, 有: $Y = S(X)$

收稿日期: 1999-03-22; 修订日期: 1999-07-23

基金项目: 润滑理论及轴承转子系统教育部重点实验室基金资助项目(97-03)

作者简介: 张小栋(1967-), 男, 西安交通大学机械工程学院机械工程及自动化系系统副教授

诊断问题建模的实质就是根据有限的样本集, 确定函数 $S(X)$ 的一等价映射关系 $SS(X)$, 使得对于任意的 $\epsilon > 0$, 满足:

$$\|S(X) - SS(X)\| = \|Y - YY\| < \epsilon$$
式中: $YY = SS(X)$ 为模型输出, $Y = S(X)$ 为标准输出, $\|\cdot\|$ 为定义在样本空间 R 上的范数, ϵ 表达了函数 $SS(X)$ 的映射精度。

参照数学基础中的有关连续的定义, 针对诊断建模问题得出以下 3 个结论, 证明从略^[3]。

定理 2 对于机械诊断问题, 通过一定的数学变换, 可得到 $X \in [0, 1]^k, Y \in [0, 1]^l$, 若映射 S 为定义在 $[0, 1]^k$ 到 $[0, 1]^l$ 上的实连续函数, 又 $[0, 1]^k$ 为 R^N 的紧密子集, 则映射 S 就能表征机械诊断问题, 即: $Y = S(X)$

定理 3 对于机械诊断问题 $Y = S(X)$, 其中 $X \in [0, 1]^k, Y \in [0, 1]^l$, 若存在映射 SS , 使得对于有限样本集 $(X, Y)^N$ 中任意的 $X_0 \in [0, 1]^k$ 有:

$$\lim_{X \rightarrow X_0} SS(X) = S(X_0) = Y_0$$

则映射 SS 建立了诊断问题的数学模型。

推论 3 若映射 $SS(X)$ 一致逼近定义在紧集 $[0, 1]^k$ 上的实连续函数, 则映射 SS 建立了诊断问题的数学模型。

2.3 模糊神经网络诊断模型

基于通用神经网络模型的自适应动态特性, 根据推论 3 的结论, 通用网络模型所概括的任何开集都能作为诊断问题的数学模型。即对某一具体诊断问题, 配以相应的网络模型, 通过网络自学习就能逼近诊断问题本身的映射关系。同时考虑诊断问题存在着不可逆性, 须采用模糊方法予以处理, 本文建立了如图 1 所示的模糊神经网络诊断模型。

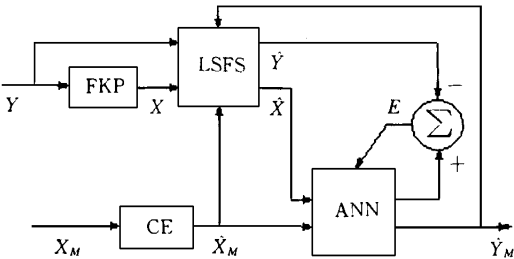


图 1 模糊神经网络诊断模型

该模型实际上由原始知识产生 (Fundamental Knowledge Produced, 简记为 FKP)、学习样本模糊组织 (Learning Sample Fuzzy Set, 简记为 LSFS)、

人工神经网络 (Artificial Neural Network, 简记为 ANN) 和特征提取 (Characteristics Extracted, 简记为 CE) 4 个数学模型有机地组成, 实现机组的故障诊断。它的工作过程如下: (1) 通过对经验和案例知识的汇编或对机组转子系统故障振动机理进行分析计算、试验测试等产生原始知识 (Y, X) (FKP 模型也相应地包括汇编、计算机数字仿真、试验测试三类模型)。(2) 产生了足够可用的原始知识, 将之输入到 LSFS 模型中, 进行学习样本的模糊重构, 输出训练样本 $(\hat{X}, \hat{Y})$ 集。(3) 将训练样本集输入到 ANN 模型中, 学习训练使之收敛到一定精度, 即: $E \leq \epsilon(E_{min})$ 。(4) 从运行机组上拾取监测信号 X_M , 输入到 CE 模型中, 完成信号检测与特征提取, 输出特征参数数据 $\hat{X}_M$ 。(5) 将反映机组运行状态的特征参数 $\hat{X}_M$ 输入到学习收敛后的 ANN 模型中, 进行信息分类处理, 给出诊断结果 $\hat{Y}_M$ 。(6) 将 ANN 模型的分类处理信息对 $(\hat{X}_M, \hat{Y}_M)$ 归入训练样本集, 动态增强 ANN 模型的自适应能力。

3 模糊神经网络诊断模型的基本属性

3.1 智能诊断机理

模糊神经网络诊断模型是一种基于知识的诊断, 它属于人工智能诊断的范畴。一般地, 人工智能诊断系统应包含有以下几个方面的内容: (1) 对诊断领域的现有知识进行学习、抽象、概括, 以形成该领域的特有知识, 并按一定存贮方式存入知识库; (2) 在对具体对象进行诊断识别时, 应对该对象进行了解以获得足够的关于该对象的故障征兆信息, 并对这些信息进行分析, 提出以形成有价值的特征; (3) 将该诊断对象的特征模式与知识库中的模式相匹配, 并进行推理分析, 以得出是否存在故障, 故障的性质、部位、严重程度怎样等。

从上述的模糊神经网络诊断模型建立, 足以表明它具有人工智能诊断的一般属性和基本内容, 而且在知识产生、表达、获取及推理诸方面具有自己的独特之处。

在知识产生方面, 它不仅含有对诊断领域现有知识的汇编, 而且包括了计算机数字仿真生成知识的内容。可以用传递矩阵法建立机组振动响应力学模型, 通过数值模拟得到常见故障的振动响应分布, 再引入转子系统传递函数的概念, 生成反映机组故障作用位置的传递函数矩阵, 最后通

过转置变换,即得到知识集。

在知识表达方面,它表现为浅层和深层两种形式,面向专家、知识工程师和用户的原始知识,经过 LSFS 模型的数学处理后得到一些学习范例,本文称之为浅知识。这种知识形式易于表达模糊性和不确定性;浅知识通过网络自学习转化为网络的内部编码,分布在网络结构上,最终是用大量神经元的互连方式及对各连接权重的分布来表达特定的概念或知识,这种形式是一种深层的隐含表达方式,本文称之为深知识或隐含知识。

在知识获取方面,针对知识表达的两种形式,它包括两个步骤。第一步是由原始知识转变为浅知识,通过 LSFS 模型来实现;第二步是将浅知识输入到 ANN 模型中,通过网络的自学习实现知识的隐式表达。为此,模糊神经网络诊断模型的知识获取应该包括知识的自身产生、网络结构(含网络模型、网络层数及其各层的单元数)选择、学习样本的组织、使用特定学习算法对网络训练以得到所需的权值分布 4 个基本内容。不难看出,这种知识获取方式存在:网络结构、权值与具体的某一案例联系不紧密,它们是一群样本或者说许多案例的综合作用的结果;网络的最后输出结果一般为 $[0, 1]$ 之间的值,具有一定的模糊诊断能力;当某种过程发生变化时,原始知识的产生、学习范例的组织都发生变化,通过修正网络和再学习,变化了过程就会很快地被学习和表达出来。

在知识推理方面,它主要表现在 ANN 模型的信息分类处理过程。一般由以下三部分组成:(1)将逻辑概念引入到输入模式的变换中,并根据论域的特点,确定变换规则,再根据相应规则,将目前的状态变换成神经网络的输入模式;(2)网络通过前向计算或动态演化,即可产生神经网络的输出模式;(3)随着论域的不同,必须按照相应的规则对输出模式进行解释。解释的主要目的是将数值向量转换成高层逻辑概念。

不难看出,这种知识推理方式不使用清晰语言描述分类逻辑标准,而只是通过数值向量的相似性来确定分类标准,且这种相似性的程度隐含在网络的权值分布上。因此,它有利于表达不确定性推理机制和自适应推理机制。

3.2 突出特点

(1) 模糊神经网络诊断模型重视了原始知识的产生问题。从某种意义上看,它体现了“正问题”求解与“反问题”求解相结合的诊断策略;同时为丰富原始知识的内容、研究原始知识的产生方

法铺平了道路。

(2) 模糊神经网络诊断模型考虑了大机组故障诊断中的不可逆性问题。它采用模糊方法(诸如模糊贴近度法、改进模糊贴近度法、基于自组织映射神经网络的模糊聚类法和复合 KAF 法)组织学习样本,从而使诊断模型能以模糊估计的方式给出诊断结果,具有模糊诊断能力。

(3) 模糊神经网络诊断模型采用通用神经网络模型,使得它所概括的常见网络模型(BP 网络、Hopfield 网络、BAM 网络)都能充当诊断模型中的 ANN 模型。由于 ANN 模型承担了诊断知识的隐式存储和特征数据信息的分类识别的重要角色,它是整个诊断模型的核心。因而模糊神经网络诊断模型的形式多样,诊断能力强。

(4) 模糊神经网络诊断模型重视了诊断中特征提取的重要作用。目前,特征提取方面的技术发展很活跃,它的每一进步,通过改善原始知识的产生内容和提高故障特征信息的准确度来影响诊断模型的诊断效果。

(5) 模型神经网络诊断模型是一个基于知识的通用诊断模型,它适合大机组故障诊断中所包含的任何基本诊断问题。针对某一具体诊断问题,可以选择相应的 FKP、LSFS、ANN、CE 模型,即能组成一个智能型的诊断系统。

4 工程应用

为了考核模糊神经网络诊断模型理论的正确性和优越性,将之与传统 BP 网络同时应用于某大型汽轮发电机组的故障类型识别中进行比较。这里,首先估计机组可能存在不平衡,碰摩,不对中,轴裂纹,联轴器不正,紧固件松动及油膜涡动 7 种故障,而现场实测的 3 组故障频谱分析数据如表 1 所示。

4.1 网络学习收敛速度比较

各种常见故障的标准频谱知识集详见参考文献[3]。基于上述,从中取出可能存在的 7 种故障标准信息。传统 BP 网络在进行诊断时,先人为组织网络训练样本,且训练样本的输出取为 0, 1 值,即在表达自身频谱的故障位置赋 1, 否则赋 0;而模糊神经网络诊断模型则通过 LSFS 模型(本文为了获得明显的诊断效果,其采用改进模糊贴近度法,且贴近度系数 $CONST = 2^{[3]}$)组织网络训练样本,其结果训练样本的输出取值于区间 $[0, 1]$ 。在初始条件完全相同的情况下,将各自的训练样

本集分别输入同一结构的网络进行训练得出如图 2 所示的训练误差曲线比较图。

由图 2 可以发现, 在一个误差精度要求不高的区域里, 即系统误差 $\text{error} > 0.002$ 时, 传统 BP 网络的收敛速度低于模糊神经网络诊断模型, 由于此精度区域一般没有工程意义, 故不做分析讨论; 而在误差精度要求高的区域里, 传统 BP 网络的收敛速度却高于模糊神经网络诊断模型。这是因为传统 BP 网络的训练样本输出仅简单取为 0, 1 值, 而模糊神经网络诊断模型训练样本的输出

取值于区间 $[0, 1]$, 此相当于对输出进行了编码, 从而增加了隐层节点的附加工作来完成这种编码功能, 甚至需要增加隐层节点数或增加隐层才能满足要求。

4. 2 诊断精度比较

两种网络诊断模型学习收敛至同一系统误差, 然后分别输入表 1 所示的 3 组现场实测故障频谱分析数据, 则得出相应的输出结果表 2 和表 3 如下。

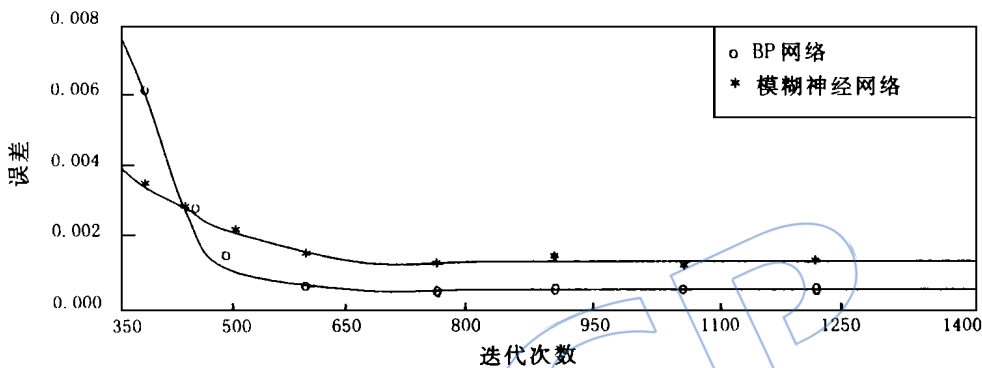


图 2 传统 BP 网络与模糊神经网络诊断模型训练误差曲线比较

表 1 某大型汽轮发电机组的故障频谱分析数据

故障序号	0. 01~0. 39 <i>f</i>	0. 40~0. 49 <i>f</i>	0. 50 <i>f</i>	0. 51~0. 99 <i>f</i>	1/ <i>f</i>	2/ <i>f</i>	3~5 <i>f</i>	奇数倍 <i>f</i>	> 5 <i>f</i>
№1	0. 000	0. 061	0. 136	0. 180	0. 236	0. 149	0. 175	0. 000	0. 063
№2	0. 000	0. 000	0. 345	0. 000	0. 582	0. 074	0. 000	0. 000	0. 000
№3	0. 000	0. 000	0. 079	0. 079	0. 596	0. 180	0. 067	0. 000	0. 000

表 2 某大型汽轮发电机组故障数据 模糊神经网络诊断模型测试输出

故障序号	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7
№1	0. 576	0. 934	0. 699	0. 756	0. 643	0. 128	0. 539
№2	0. 673	0. 589	0. 642	0. 573	0. 434	0. 137	0. 956
№3	0. 943	0. 453	0. 345	0. 413	0. 628	0. 029	0. 587

表 3 某大型汽轮发电机组故障数据传统 BP 网络测试输出

故障序号	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7
№1	0. 000	0. 805	0. 000	0. 025	0. 083	0. 020	0. 014
№2	0. 101	0. 002	0. 005	0. 003	0. 002	0. 010	0. 879
№3	0. 062	0. 000	0. 162	0. 028	0. 002	0. 001	0. 034

表 2 为某大型汽轮发电机组三组故障数据的模糊神经网络诊断模型测试输出。在实际应用中,常根据最大隶属度原则来选择最终输出结果。因此,表中 3 组故障数据的诊断结果分别为碰摩,油膜涡动和不平衡,这与结合其它一些诊断信息所得出的结论以及机组停机后检查结果是一致的。

表 3 为某大型汽轮发电机组三组故障数据的传统 BP 网络测试输出。其中,对第一和第二组数据,传统 BP 网络的分类输出和模糊神经网络诊断模型的分类输出是一致的。而对第三组数据,传统 BP 网络的分类输出结果都很小,分析其原因,主要是由于该组数据为一分类边界模糊的数据,其输入偏离标准训练样本太多,导致了网络不能进行很好的归类。对比表 2 中模糊神经网络诊断模型的测试输出,它通过隶属度的概念对这组边界模糊数据进行了很好的归类,具有较高的诊断精度。因此,模糊神经网络诊断模型在处理分类边界模糊的数据时显示出了较大的优越性。

5 结 论

基于以上的分析、论述表明,本文所建立的模糊神经网络诊断模型理论,无论从建立的理论基础、方法体系,还是从建立的结果看,它都是正确的;且它在原始知识的产生方式、学习样本的合理

组织以及在网络模型的自适应选取方面都具有突出特点。通过理论分析和工程实际应用表明,该模型理论的应用能提高诊断精度,具有诊断功能强、智能化程度高、便于实用推广的特点。

参 考 文 献

- 1 吴维库,唐锡宽. 转子故障的精确诊断[C]. 92 全国转子动力学学术会议论文集, 青岛: 1992, pp: 536- 539
- 2 杨叔子, 史铁林, 丁洪. 机械设备诊断的理论、技术与方法[J]. 振动工程学报, 1992, 5(3): 193- 201
- 3 张小栋. 模糊神经网络诊断原理和方法以及应用研究: [博士学位论文][D]. 西安交通大学, 1995
- 4 Petti T F, Kiein J. Diagnostic Model Processor: Using Deep Knowledge for Process Fault Diagnosis[J]. AICHE Journal, 1990, 36(4): 565- 573
- 5 张小栋. RB- 20 故障诊断系统软件在大型汽轮发电机组上应用的改进研究: [硕士学位论文][D]. 西安交通大学, 1992
- 6 张伟. 神经网络技术在大型旋转机械故障诊断中的应用研究: [硕士学位论文][D]. 西安交通大学, 1995
- 7 谢友柏. 摩擦学系统的系统工程[J]. 润滑与密封, 1988, 12(6): 1- 10.
- 8 Bently D E, Muszynska A. Detection of Rotor Cracks[C]. Pro. of the Fifteenth Turbo Machinery Symposium, Texas A&M University, 1986, pp: 129- 139

(责任编辑 王震华)

A Study on Fuzzy Neural Network Diagnosis Modelling

Zhang Xiaodong, Miao Xiaoyan, Zhu Jun
(Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A fuzzy neural network diagnosis model is established, based on adaptive dynamic performance of the generalized neural network and methods of diagnosis modelling. Its intelligent diagnosis mechanism and outstanding characteristics are elaborated. In the end, this model has been applied to the fault diagnosis of a large turbine-generator set, the results show that it features a high diagnostic precision.

Key words: fault diagnosis; neural network; dynamics