

水电机组振动故障的粗糙集-神经网络诊断方法

梁武科,赵道利,王荣荣,马 薇,罗兴钊

(西安理工大学 水利水电学院,陕西 西安 710048)

[摘 要] 针对当前水电机组故障原因复杂,实际监测数据量大,采用神经网络方法进行机组故障诊断存在网络结构复杂、训练时间长、诊断困难的问题,文章将粗糙集理论引入到水电机组故障诊断中,提出了基于粗糙集理论与 RBF 神经网络相结合的水电机组故障诊断方法。在保持分类能力不变的前提下,用粗糙集理论对故障信息进行约简处理,然后用 RBF 神经网络对预处理后的故障信息进行诊断,使神经网络的输入神经元数目明显减少,其结构得以简化。通过对某电站实测机组数据进行离线故障诊断,证明该诊断方法有效提高了机组故障诊断的效率和准确性。

[关键词] 水电机组;故障诊断;粗糙集理论;RBF 神经网络

[中图分类号] TM312

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2007)07-0223-04

Fault diagnosis method for hydroelectric units based on rough set & Rbf network

L IANG Wu-ke ,ZHAO Dao-li ,WANG Rong-rong ,MA Wei ,L UO Xing-qi

(Institute of Water Resources and Hydroelectric Engineering, Xi 'an University of Technology, Xi 'an, Shaanxi 710048, China)

Abstract : Due to the excessive data of monitoring and the complexity of fault reason for hydroelectric units ,the problems exist in neural network when it is used for the fault diagnosis of hydroelectric units ,such as the complex structure ,the long training time and the difficult diagnosis. The rough set theory is introduced and the fault diagnosis method for hydroelectric units based on rough set & RBF neural network is presented. The fault information of hydroelectric units is reduced by the rough set theory on the basis of classifying capability unchanged ,then the information is diagnosed by RBF neural network ,which not only decreases the number of the network input nerve cells effectively ,but also predigests the network structure. The application of an example proves that the proposed method can improve the accuracy and the efficiency of fault diagnosis of hydroelectric units.

Key words : hydroelectric units;fault diagnosis;rough set theory;RBF neural network

随着我国水力资源的逐步开发和大中型水电机组的不断投产,使得水电在整个电力系统中的比重越来越大。水电机组的运行状态直接关系到电力系统的稳定安全运行,因此,其故障诊断技术研究已成为国内外学者关注的热点。目前在水电机组故障诊断中,比较常用的方法是基于模式识别的神经网络

方法^[1-3],其具有较强的非线性映射、分类和泛化能力,能够较好地实现故障诊断。但由于水电机组故障原因的多样性、复杂性和不确定性等特点,加之在实际监测过程中获取的数据量巨大,且冗余信息多,给故障诊断工作带来很大困难,因此采用常规的神经网络故障诊断方法存在网络结构复杂、训练时间长的问

* [收稿日期] 2007-01-15

[基金项目] 国家自然科学基金重点项目(90410019);陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2006D13)

[作者简介] 梁武科(1965 -),男,陕西扶风人,教授,博士,主要从事水电机组状态监测与故障诊断、水力机械流动分析与优化设计研究。

题,诊断的效率较低,不利于对机组故障的实时诊断。

粗糙集理论^[4-5]作为一种较新的处理不确定知识的数学工具,能够有效地分析和处理各种不完备信息,并从中发现隐含的知识,揭示潜在的规律。近年来,粗糙集理论已经在模式识别、故障诊断、知识获取与发现、决策分析与支持等领域得到了广泛应用。本文将粗糙集理论引入到水电机组的故障诊断中,利用其在处理不确定信息方面的优势,对水电机组的故障信息进行预处理。并将其与 RBF 神经网络^[6-7]相结合,以粗糙集理论的优点来弥补神经网络在故障诊断中不能确定哪些知识是冗余的及训练时间过长的不足。希望通过本文的研究,为水电机组故障的实时、准确诊断提供一个新思路。

1 粗糙集理论基础

1.1 知识表达系统

在粗糙集理论中,一个知识表达系统可以表示为 $S = (U, R, V, f)$ 。式中: U 是对象的集合,也称为论域; $R = C \cup D, C \cap D = \Phi$,其中 C 称为条属性集, D 称为决策属性集; $V = \bigcup_{r \in R} V_r$,是属性值的集合, V_r 表示属性 $r \in R$ 的属性值范围; $f: U \times R \rightarrow V$ 是一个信息函数,它指定 U 中每一对象 x 的属性值。

1.2 知识约简·核

定义 1 一个属性子集 $P \subseteq R$,且 $P \neq \Phi$,则 $\cap P$ (P 中所有等价关系的交集)是一个等价关系,记作 $ind(P)$ 。

定义 2 设 P 是论域 U 上的 1 个等价关系族, $r \in P$,如果 $ind(P) = ind(P - r)$,则称 r 在 P 中是冗余的;否则,称 r 在 P 中是必要的或独立的。

定义 3 设 P, Q 是论域 U 上的两个等价关系簇,且 $Q \subseteq P$,如果满足 Q 是独立的,且 $ind(P) = ind(Q)$,则称 Q 是 P 的一个约简。

在一个决策系统中,各个条件属性对于最后的决策来说,不是同等重要的,甚至是冗余的,去除这些属性不会影响系统的分类结果。约简是在不丢失信息的前提下,以最简单形式表示决策系统的决策属性对条件属性集合的依赖性或关联。一个决策系统的约简未必是唯一的,可能存在多个约简,所有约简的交集称为核。

2 RBF 神经网络模型

本文选用 RBF 神经网络^[8]作为故障诊断模型,RBF 神经网络具有较强的模式识别和分类能力,并且学习速度较快。该网络由输入层、隐含层和输出

层构成 3 层前向网络, w_1 、 w_2 分别为输入层与隐含层、隐含层与输出层的连接权值,其结构见图 1。

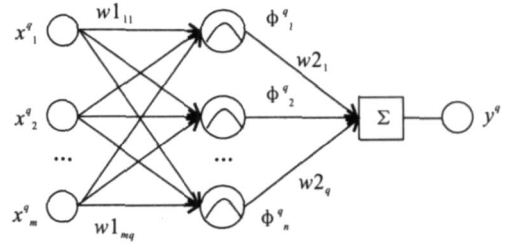


图 1 RBF 神经网络的结构

Fig. 1 Sketch map of RBF network structure

在 RBF 网络中,从输入层到隐含层的变换是非线性变换,而从隐含层到输出层是线性变换。隐含层神经元的数量由输入层节点决定,有多少个输入层节点就有多少个隐含神经元。隐含层每个神经元与输入层相连的权值向量 $w1_i$ 和输入矢量 x^q (表示第 q 个输入向量)之间的距离,乘以阈值 b_i 作为本身的输入,其数学表达式为:

$$k_i^q = \sqrt{\sum_j (w1_{ji} - x_j^q)^2} \times b_i \quad (1)$$

式中: k_i^q 为隐含层的第 i 个神经元的输入; $w1_{ji}$ 为输入层与隐含层连接权值的第 i 个向量的第 j 个元素; x_j^q 为第 q 个输入向量第 j 个元素, b_i 为第 i 个神经元的阈值。

隐含层选用高斯函数作为激励函数,其表达式为:

$$\varphi(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], (i = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

式中: x 为输入矢量, c_i 为高斯函数的中心, σ_i 是高斯函数的中心宽度。 σ_i 表示该中心作用的范围大小,以及各个中心作用范围的重叠程度。

输出层的输入为各隐含层神经元的加权求和,其激励函数为纯线性函数,输出为:

$$y^q = \sum_{i=1}^n \Phi_i \times w2_i \quad (3)$$

3 故障诊断的步骤

水电机组故障原因复杂,实际监测数据量很大,直接用 RBF 神经网络进行故障诊断,由于网络规模大,诊断效率较低。采用粗糙集理论^[9]和 RBF 神经网络相结合的水电机组故障诊断方法,就是把粗糙集作为前置系统,在故障诊断前对故障样本进行预处理,通过知识约简,删除冗余属性和相同的样本;再将经过粗糙集预处理后的数据送入 RBF 神经网络中进行诊断,从而简化了神经网络的结构,提高了

网络的处理速度。其工作原理如图 2 所示。

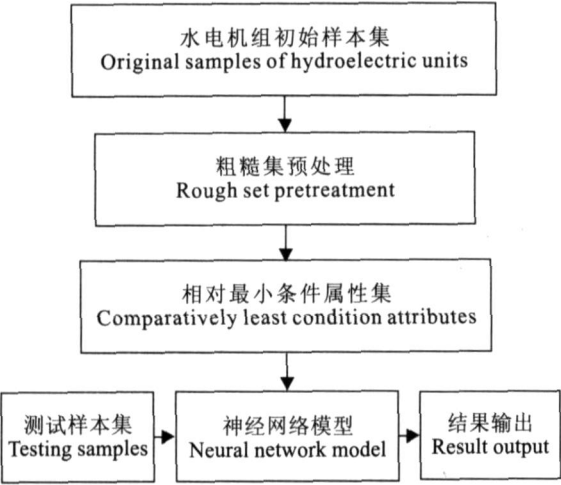


图 2 粗糙集- RBF 神经网络故障诊断原理

Fig.2 Fault diagnosis figure of rough set- RBF network
采用该方法进行诊断的步骤如下：

- (1) 初始样本表的形成。在水电机组故障诊断中,可以将某次故障监测作为对象,对监测所得的机组信息数据经过相关分析、变换、处理后,将获得的机组故障状态的特征量及一些定性征兆作为信息表的条件属性,对应的故障类别作为信息表的决策属性,形成故障初始样本决策表。
- (2) 粗糙集预处理。信息表预处理包括连续属性离散化和决策表的约简。粗糙集理论只对量化的属性值进行分析处理,而水电机组故障诊断中的各种特征参数多为连续量。因此,在进行约简处理之前,需要对诊断数据中的连续属性值进行离散处理。常用的离散化方法有等距离法、等频率法、最大熵法、神经网络法和遗传算法等。决策表的约简就是省略与决策属性无关或相关性小的条件属性并删除相同的规则。最常用的约简方法有可辨识矩阵法、基于属性重要性法、基于条件信息熵法、遗传算法等。

表 1 水电机组故障诊断决策表

Table 1 Decision table for fault diagnosis of hydroelectric units

故障样本 Fault samples	条件属性 Condition attributes									决策属性 Decision attributes
	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆	C ₇	C ₈	C ₉	
u ₁	0.01	0.03	0.68	0.96	0.82	0.06	0.97	0.95	0.45	1
u ₂	0.01	0.10	0.75	0.92	0.81	0.05	0.93	1.00	0.50	1
u ₃	0.01	0.02	0.80	0.98	0.80	0.02	0.98	0.98	0.05	1
u ₄	0.06	0.05	0.92	0.52	0.48	0.03	0.96	0.01	0.16	2
u ₅	0.06	0.08	0.98	0.50	0.50	0.03	0.96	0.08	0.03	2
u ₆	0.01	0.12	0.93	0.02	0.20	0.07	0.97	0.17	0.01	3
u ₇	0.01	0.02	0.96	0.05	0.10	0.12	0.89	0.13	0.09	3
u ₈	0.05	0.95	0.07	0.02	0.01	0.02	0.10	0.95	0.08	4
u ₉	0.08	0.07	0.10	0.07	0.05	0.98	0.08	0.98	0.05	4
u ₁₀	0.04	0.02	0.98	0.06	0.02	0.01	0.98	0.03	0.98	5

- (3) 训练 RBF 神经网络模型。以粗糙集约简后所得的相对最小条件属性作为 RBF 神经网络的输入神经元,以故障分类作为 RBF 神经网络的输出神经元,构造相应的 RBF 神经网络,并对其进行学习和训练,根据试验确定出 RBF 神经网络的结构参数。
- (4) 检验诊断结果。将测试样本输入训练好的神经网络进行检验,如达不到要求,重复 (2), (3) 步骤直到输出诊断结果满意为止。

4 水电机组故障诊断应用实例

4.1 故障诊断信息表的形成

水电机组的故障复杂,但大多以振动的形式表现出来,文献[10]总结了水电机组振动故障的频率特征,本文即在此基础上,以贵州索风营水电厂机组为例,对机组监测系统的实测振动数据进行分析^[11],得到各特征频段的频谱特征向量,并经过归一化处理后作为粗糙集的条件属性,对应的故障类别作为决策属性形成诊断决策表,并运用粗糙集理论与 RBF 神经网络相结合的诊断方法进行诊断。

选取振动信号频谱中的 6 个频率特征量 ($0.18 \sim 0.2 f_n$ (f_n 为转子基频)), $1/6 \sim 1/2 f_n$, $1 f_n$, $2 f_n$, $\geq 3 f_n$, 50 Hz 或 100 Hz 频率及定性征兆属性(振动与转速关系、振动与负荷的关系、振动与流量的关系)作为条件属性,分别用 $C_1 \sim C_9$ 表示;选转子不对中、动静碰摩、转子质量不平衡、尾水管偏心涡带、磁极不均匀 5 类故障作为决策属性,在决策表中分别用 1~5 表示; $u_1 \sim u_{10}$ 表示故障样本个体,构成相应于 9 类条件属性和 5 类故障的故障诊断决策表。其中输出值 0.9 代表故障程度严重,0.1 代表故障不存在,0 代表故障程度未知,建立水电机组振动故障决策表如表 1 所示。

4.2 数据的粗糙集预处理

这里采用等间距法对条件属性进行离散化处理,取[0,0.2]区间编码为 0,[0.2,0.6]区间编码为 1,[0.6,1]区间编码为 2,离散化结果见表 2。

表 2 离散后的决策表

Table 2 Decision table of discretization

故障样本 Fault samples	条件属性 Condition attributes									决策属性 Decision attributes
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	
u ₁ ~ u ₂	0	0	2	2	2	0	2	2	1	1
u ₃	0	0	2	2	2	0	2	2	0	1
u ₄ ~ u ₅	0	0	2	1	1	0	2	0	0	2
u ₆ ~ u ₇	0	0	2	0	0	0	2	0	0	3
u ₈	0	2	0	0	0	0	0	2	0	4
u ₉	0	0	0	0	0	2	0	2	0	4
$\bar{u}$	10	0	0	2	0	0	0	2	0	2

采用基于属性重要性的知识约简算法^[12]对决策表进行约简处理,得核属性为:C₅、C₉,获得相对最小约简表有{C₃ C₅ C₉}、{C₅ C₈ C₉}和{C₂ C₅ C₆ C₉}。可见经过粗糙集分析处理后,在保持了与原决策表相同分类能力的情况下,除去了其中的冗余条件属性,使原来决策系统中的条件属性的个数减少了。这里选取{C₅ C₈ C₉}作为最小约简形成决策表如表 3 所示。

表 3 最小故障诊断决策表

Table 3 Minimal decision table of fault diagnosis

故障样本 Fault samples	条件属性 Condition attributes			决策属性 Decision attributes
	C ₅	C ₈	C ₉	
u ₁	2	2	1	1
u ₃	2	2	0	1
u ₄	1	0	0	2
u ₆	0	0	0	3
u ₈	0	2	0	4
u ₁₀	0	0	2	5

4.3 RBF 神经网络构造及诊断

用原始给定的样本(表 1)和约简后的条件属性对应的样本(表 3)分别构造 RBF 神经网络和粗糙集-RBF 神经网络。用学习样本对其进行学习训练,确定其结构参数,其中散布常数 sp 为 1.2。

将表 4 所示的待诊断故障数据样本作为测试样本,分别输入已训练好的两个神经网络进行测试,再对两者输出的诊断结果进行分析比较,结果见表 5。

本文运用阈值判别条件^[13],设置阈值为 0.5,如果输出小于 0.5,则解释为这种故障没有发生,反之,则解释为该故障发生。从表 5 可以看出,两者的诊断结果显然都是 3 号故障(转子质量不平衡),其输出值均大于阈值,分别为 0.796 2 和 0.948 2,其他几种故障的输出都远小于阈值,因此诊断为转子

不平衡故障。

表 4 故障诊断的测试样本

Table 4 Testing samples for fault diagnosis

C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
0.01	0.08	0.85	0.09	0.12	0.02	0.98	0.08	0.02

表 5 两种神经网络诊断结果比较

Table 5 Comparison of the result of two neural network

故障种类 Fault kinds	RBF 神经网络 Neural network	粗糙集-RBF 神经网络 RS-RBF neural network
1	0.058 9	0.099 9
2	0.194 9	0.174 3
3	0.796 2	0.948 2
4	0.120 6	0.007 7
5	0.129 8	0.069 9

由此可以看出,用常规的 RBF 神经网络方法诊断时,网络输入层神经元为 9 个,转子不平衡故障输出值高出阈值 0.296 2;而用本文的方法进行诊断时,RBF 神经网络输入层神经元数目只有 3 个,即只选取对故障诊断起主要作用的条件属性,使网络结构更为简单,转子不平衡故障输出值高出阈值 0.448 2,诊断结果的准确性更高。

5 结束语

本文将粗糙集理论与 RBF 神经网络相结合,对水电机组进行故障诊断。用粗糙集对故障信息进行预处理,并在此基础上构建 RBF 神经网络,对处理后的信息进行了诊断。

通过对水电机组振动故障实例进行诊断分析,表明基于粗糙集理论与 RBF 神经网络相结合的故障诊断方法,可以有效地简化神经网络的规模和结构,缩短训练时间,弥补传统神经网络故障诊断方法的不足,对数据量较大、故障原因复杂的水电机组的故障诊断有一定的实用价值,在样本条件属性多的情况下,更能体现该方法的优势。因此,如何获得完备的故障样本集将是进一步研究的重点。

[参考文献]

[1] 刘光旭,程宏举.大型水轮机组故障诊断的神经网络方法研究[J].水力发电学报,2001(2):86-92.
[2] 杨晓萍,解建宝,孙超图.水轮发电机组振动故障诊断的神经网络方法[J].水利学报,1998,29(4):94-97.
[3] 李启章.水轮发电机组的振动监测和故障诊断系统[J].贵州水力发电,2000,14(3):50-53.
[4] Pawlak Z. Rough sets theory and its applications to data analysis [J]. Cybernetics and systems,1998,29:661-668.

(下转第 230 页)

固醇和甘油三酯浓度均比营养对照组低,说明桑椹醋有降低机体脂肪总含量的作用。

3.3 桑椹醋对小鼠的抗疲劳作用

利用小鼠游泳试验研究了桑椹醋的抗疲劳性能。试验结果表明,喂食桑椹醋的试验鼠游泳时间明显长于对照组,说明桑椹醋能在一定程度上提高小鼠的抗疲劳性。产生这种结果的可能原因是,桑椹醋中含有大量的有机酸,这些有机酸在机体代谢过程中,可经过焦性葡萄糖而生成柠檬酸,柠檬酸进入三羧酸循环途径生成二氧化碳,减少体内的乳酸,达到抗疲劳的效果^[15-16]。

[参考文献]

[1] 金 杰,李志西,张 锋,等.桑椹醋提取物对二苯代苦味酰基自由基(DPPH ·)的清除作用[J].西北农林科技大学学报:自然科学版,2006,34(3):135-137.
[2] 王者悦.中国药膳大词典[M].大连:大连出版社,1992.
[3] 刘玉静.桑椹保健饮料的研制[J].食品科技,2004(3):66-67.
[4] 陈永红,邹志飞,许崇辉,等.“纤美健”消脂减肥作用的动物实验研究[J].中国实验动物学杂志,2001,11(3):149-152.
[5] 赵 鹏,姚思宇,刘荣珍,等.γ-亚麻酸降血脂的动物实验研

究[J].中国热带医学,2004,4(5):722-723.
[6] 王庭欣,马小彤,蒋东升,等.一种保健酒对小鼠的抗疲劳作用[J].卫生毒理学杂志,2001,15(3):186.
[7] 金 杰,李志西,张 锋,等.桑椹醋提取物抗氧化性的研究[J].中国酿造,2005(10):20-22.
[8] 陆 洁,武大林,阴继霞,等.一次性塑料试管对血清分离的影响[J].中国现代医学杂志,2000,10(11):28.
[9] 文绍敦.百力胶囊抗疲劳作用的动物实验研究[J].青海医学院学报,2002,23(3):1-2.
[10] 郑建仙.功能性食品:第三卷[M].北京:中国轻工业出版社,1999:321-322,373-375,435.
[11] 唐 量,熊正英.芦荟抗疲劳作用的实验[J].体育学刊,2003,10(2):50-52.
[12] 金宗濂.功能食品评价原理及方法[M].北京:北京大学出版社,1995:97-110.
[13] 范文今,谢 韬,刘素清,等.清丽爽减肥茶减肥作用的研究[J].中国实验动物学杂志,2002,12(4):220-224.
[14] 孙永芳.肥胖病理生理的研究进展[J].国外医学内分泌学分册,1984(4):182-184.
[15] 李幼筠.论食醋的功能性与新型功能性食醋的开发[J].中国酿造,2004(1):5-8.
[16] 徐清萍,敖宗华,陶文沂.食醋功能研究进展[J].中国调味品,2003(12):12-13.

(上接第 226 页)

[5] 王国胤.Rough 集理论与知识获取[M].西安:西安交通大学出版社,2001.
[6] 毕天姝,倪以信,吴复立,等.基于径向基函数神经网络和模糊控制系统的电网故障诊断新方法[J].中国电机工程学报,2005,25(14):12-18.
[7] 彭文季,罗兴铸,赵道利.基于频谱法与径向基函数网络的水电机组振动故障诊断[J].中国电机工程学报,2006,26(9):155-158.
[8] 王洪元,史国栋.人工神经网络技术及其应用[M].北京:中国石化出版社,2002.
[9] 莫 娟,王 雪,董 明,等.基于粗糙集理论的电力变压器故

障诊断方法[J].中国电机工程学报,2004,24(7):162-167.
[10] 沈 东,褚福涛,陈 思,等.水轮发电机组振动故障诊断与识别[J].水动力学研究与进展,2000,15(1):129-133.
[11] 梁武科,罗兴铸,张彦宁,等.水力发电机组振动故障诊断系统中的信号预处理[J].水力发电学报,2003(3):114-120.
[12] 陶 志,许宝栋,汪定伟.基于决策属性支持度的知识约简方法[J].东北大学学报:自然科学版,2002,23(11):1025-1028.
[13] 贾 嵘,白 亮,罗兴铸,等.基于神经网络的水轮发电机组振动故障诊断专家系统[J].水力发电学报,2004,23(6):120-123.