

文章编号: 1000-6893(2008)05-1319-07

利用神经网络规则提取方法获取转静碰摩故障诊断知识

陈果¹, 李成刚², 王德友²

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

(2. 沈阳航空发动机设计研究所 强度振动技术中心, 辽宁 沈阳 110015)

Rotor-stator Rubbing Fault Diagnosis Knowledge Acquisition Using Rule Extraction from Neural Networks

Chen Guo¹, Li Chenggang², Wang Deyou²

(1. College of Civil College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

(2. Strength and Vibration Technique Center, Shenyang Aero-engine Design Institute, Shenyang 110015, China)

摘要: 获取易于理解的航空发动机转静碰摩故障诊断知识规则对于深刻认识碰摩故障机理、有效诊断碰摩故障具有重要意义。鉴于此,研究了一种新的基于功能性观点的神经网络(NN)规则提取方法,介绍了连续属性离散、训练样本产生、神经网络训练、示例样本产生及规则提取等关键算法,并用 Iris 数据对方法进行了验证。最后,通过航空发动机转子实验器获取碰摩故障样本,利用神经网络规则提取方法从故障样本中提取了碰摩故障诊断知识规则,并对其进行了验证分析,验证结果充分表明了该方法的正确有效性。

关键词: 航空发动机; 转静碰摩; 知识获取; 神经网络; 规则提取

中图分类号: TP183; TP391; TH17 **文献标识码:** A

Abstract: It is very important to acquire the easily understood diagnosis knowledge rules of rubbing fault, in order to further understand the rubbing fault mechanism and effectively diagnose the rubbing fault. In this article, a rule extraction method based on the functional point of view is studied, and the key algorithms are introduced, such as the discretization of continuous attributes, the generation of train samples of neural network (NN), the training of NN, the generation of instance samples from the trained NN, and the rule extraction. The Iris dataset is used to verify the rule extraction method. Finally, rotor-stator rubbing fault samples are obtained by an aero-engine rotor experimental rig, the rule extraction method is used to extract the rubbing fault diagnosis knowledge rules from fault samples, the obtained rules are verified and analyzed, and the results fully show the correction and rationality of the new method.

Key words: aero-engine; rotor-stator rubbing; knowledge acquisition; neural network; rule extraction

随着航空事业的发展和航空发动机性能的不
断提高,人们试图通过修改结构几何构形以充分
利用材料特性来更大提高推力/重量比和结构效
率。其重要措施之一就是缩小发动机转静件间的
间隙,并在转静件上采用封严结构(如氧化锆、蜂
窝结构等),使之达到最小间隙,这就加剧了转静
件间的碰摩可能性。转静碰摩故障危害性极大,
且具有严重的非线性特征,其故障机理非常复
杂^[1]。现代信号分析和人工智能方法被不断应用
于转静碰摩故障诊断^[2]。神经网络(NN)具有优
越的非线性映射能力,因此在转静碰摩故障诊断

中得到了极其广泛的应用^[3]。然而,神经网络方
法存在一个固有的缺陷,即由于其获取的知识蕴
涵在大量的连接权中难以理解,也难以为推理过
程给出清晰的解释,严重地限制了神经网络智能
诊断的发展。因此,需要从训练好的神经网络中
提取知识规则,这也是神经网络智能诊断和神经
网络专家系统的迫切需求。目前国内外学者对神
经网络规则提取进行了大量的研究,Gallant^[4]率
先开展了此方面研究,他基于推理强度对可用属
性进行排序,从而构造出可以解释网络如何为某
个给定事例产生结论的规则。Saito等^[5]令网络
输入逐渐改变,通过检查网络的激活度来构造候
选规则集并从中寻找有用的规则。Fu^[6]搜索结
点的扇入连接权,通过找出权值之和超过阈值的
连接权子集来抽取规则。

收稿日期:2007-08-02; 修订日期:2007-11-20
基金项目:国家自然科学基金(50705042); 航空科学基金
(2007ZB52022)
通讯作者:陈果 E-mail: cgzyx @263.net

与结构分析方法不同,基于功能性观点的神经网络规则提取方法并不对神经网络结构进行分析和搜索,而是把神经网络作为一个整体来处理,即把神经网络看成“黑箱”。这类方法更注重的是抽取的规则在功能上的重现能力,即产生可以替代原来网络的规则。

通常,用训练好的神经网络对一个示例的输入模式进行判别,并将其判别结果作为输出模式,则与该输入模式一起组成一个完整示例,显然,该示例就在一定程度上反映了网络在示例空间中该点的响应特性,如果这种示例数目足够多,并且均匀地覆盖整个示例空间,则从该示例集中抽取的规则将具有与原神经网络相似的使用效果,即这些规则可以描述原网络的功能。这就是基于功能性观点的神经网络规则提取原理。

周志华等^[7]从功能性观点出发,提出了一种统计的神经网络规则提取方法——基于统计的产生-测试法(SPT),实验表明了SPT可以抽取可理解性好、简洁、紧凑和保真度高的符号规则,但是该方法复杂性较高,而且在使用过程中需要进行人为干涉,难于实现规则的自动提取。主要表现在两方面:其一,在对连续属性的离散化处理中,寻找聚类效果好的属性进行离散,本身就是比较困难且难于用计算机自动实现的问题;其二,在神经网络训练中,神经网络本身的泛化能力优劣也往往依靠人为判断。

有鉴于此,本文在研究现有基于功能性观点的神经网络规则提取方法的基础上,通过引入粗糙集理论^[8-9]及数据挖掘^[10]中的相关技术,提出一种新的神经网络规则提取方法,并运用于航空发动机转子碰摩故障诊断规则提取。

1 神经网络规则提取新方法的关键技术

1.1 连续属性离散

从处理连续属性的神经网络中抽取规则是一个非常困难的问题,目前还未完全解决,如果不对连续属性进行离散化处理,以类似于回归树的方式进行反复的区间切分,则会由于连续属性取值空间的广大而陷入组合爆炸,因此,适当的离散化处理是必需的。

由于粗糙集理论^[8-9]不需要先验知识便可完全从数据或经验中获取知识,因此,本文引入粗糙集理论中的离散化理论,利用由Nguyen等^[11]提出的启发式算法(贪心算法)来实现连续属性的离

散化。

1.2 训练样本产生

为了提高神经网络的泛化能力,通常对训练样本要增加一定的噪声。设噪声强度为信号的10%,训练样本有 k 个特征,一共有 N 个样本,如果每个样本产生 M 个样本,则一共将产生 $M \times N$ 个样本。本文方法为:

(1) 对第 i 个样本。

(2) 第 j 个特征。

(3) 产生 $0 \sim 1$ 的随机噪声,叠加到第 i 个样本,第 j 个特征值上, j 从1到 k 重复 k 次,即形成一个新的样本,再将该操作重复 M 次,则得到 M 个样本。

(4) $i = i + 1$,转至(1),直到 $i = N$,结束。最终产生 $M \times N$ 规定噪声强度的样本。

1.3 神经网络训练

在基于神经网络的知识获取和规则提取研究中,针对具体的样本数据,设计出具有最大泛化能力的最优网络结构至关重要。根据文献^[12]的结构自适应神经网络模型,从给定样本中自动设计出具有最佳泛化能力的神经网络模型。

其基本原理是以3层反向传播(BP)网络为研究对象,将神经网络结构参数确定为:初始权值;隐层节点数;训练步数。具体计算过程为:首先,在原始样本集合的基础上,通过加随机噪声的方法,得到训练样本集和测试样本集,在给定神经网络模型初始结构参数的情况下,利用神经网络的BP算法对训练样本集进行学习,再利用测试样本集,对学习好的神经网络进行测试,并用识别率构成遗传算法的适应度函数;然后运用遗传算法的学习机制,自动调节神经网络模型的结构参数,在新的结构参数下,进行新一轮学习和测试,直到达到遗传算法停止条件;最后输出具有最优泛化能力的神经网络模型。整个学习过程能够自动完成。

在具体训练过程中,首先,在样本集中对 N 个样本迭加10%的随机噪声,每个样本产生 M 个新的样本,一共产生 $M \times N$ 个新样本。形成神经网络训练集。按同样方法得到 $M \times N$ 个新样本作为测试集。在结构自适应神经网络中,训练集用于对神经网络进行训练,测试集用来测试网络的泛化能力,并以其识别率计算适应度值。

遗传算法参数为:种群数 $n = 10$;基因串(染

色体)采用二进制编码;交叉率和变异率分别为 0.50 和 0.05;进化代数为 10。隐层节点数 N_H 用 3 位二进制编码,随机种子和最大训练步数均用 5 位二进制编码,为了避免节点数为 0,规定解码后,对于隐层节点数加上 2,最大训练步数加上 1,随机种子乘上 10。适应度函数取为 $f = 1/N_{error}$,其中 N_{error} 为测试样本中被错误或无法识别的样本数。

为了验证方法的正确性,用经典的圆分类问题来进行验证。圆分类问题可描述为:在直角平面 Oxy 上,在圆 $x^2 + y^2 = 16$ 内定义为一类,标记为“- 1”,在圆外定义为一类,标记为“+ 1”,随机产生 60 个训练样本,其中 30 个“- 1”类,30 个“+ 1”类;随机产生 800 个测试样本进行分类精度测试。验证结果如表 1 和图 1 所示。

表 1 神经网络模型参数及计算结果

隐层节点	训练步数	随机种子	误差率/ %	识别率/ %
28	13	200	1.375	98.625

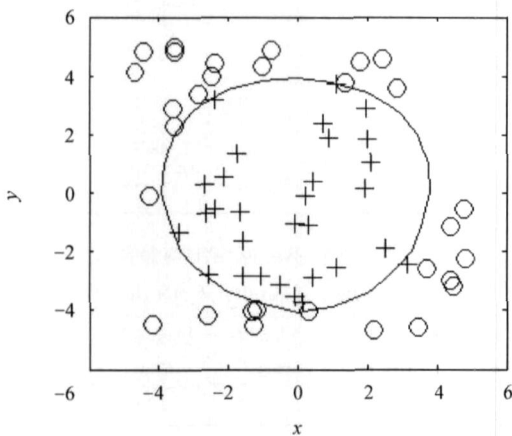


图 1 分类曲线

Fig. 1 Classifying curve

1.4 示例样本产生

通过优化后获取的神经网络模型应该具有较强的泛化能力,因此,如果用原始数据集训练出一个神经网络,再利用该神经网络产生一个数据集,则该数据集将比原始的数据集包含更多的有助于预测的信息。首先确定输入属性的取值范围,然后在该范围内生成一个随机数据集,原始的训练集也被加入到该数据集中,然后,由训练好的神经网络对该数据集进行判别,以产生相应的输出,再将输入和输出进行结合即得到规则学习部分所用

的示例样本,实验结果表明:当随机数据集中的个数为原样本数的 5 倍,可以获得相当好的规则,由于该实例集是用由神经网络产生的,所以能够体现神经网络的分类功能。

1.5 规则提取

为了从数据中提取出更多的满足一定可信度的知识规则,同时规则具有更大的适应性(即泛化能力),本文提出了分层穷举式规则提取方法。该方法的基本思想是按属性数目由少到多进行分层,在每层中进行穷举组合提取知识规则。为了避免陷入组合爆炸,算法以规则条件数最少为启发知识并以最大的属性数为限制条件。算法的具体描述如下:

算法输入:决策表 $S = U, R, V, \phi$, 其中: U 为论域; $R = C \cup \{d\}$ 为属性集合,子集 C 和 $\{d\}$ 分别称为条件和决策属性集,条件属性数目为 m ,决策属性数目为 1,可信度阈值为 T 和覆盖度阈值 F ,最大条件属性数目 N_{max} ; V 为属性值域; $\phi: U \times R \rightarrow V$ 为一个信息函数,指定了 U 中每一个对象的属性值。

算法输出:可信度大于 T 且覆盖度大于 F 的规则集。

步骤 1 如果总条件属性数 m 大于 N_{max} ,则计算每个条件属性的重要性,按属性重要性从小到大依此去掉 $m - N_{max}$ 个属性;否则不对原属性进行任何删除。

步骤 2 所选条件属性数 N_c 从 1 开始到 N_{max} 进行下列循环计算。

步骤 3 在第 N_c 层,首先进行属性组合,属性组合的数目为 $C_m^{N_c}$,设 $C^* = \{c_1, \dots, c_{N_c}\}$ 为第 i 个属性组合 ($i = 1, 2, \dots, C_m^{N_c}$)。令条件属性集 C^* 对决策表 S 的划分 $E_{(K, C^*)}$,其中 $E_{(K, C^*)}$ 属于 $U \setminus \text{IND}(C^*)$, $K = 1, \dots, |U \setminus \text{IND}(C^*)|$ 。如果某个划分 $E_{(K, C^*)}$ 对特定决策(如 X_j)的可信度超过给定阈值 T ,即

$$\mu_{C^*}(E_{(K, C^*)}, X_j) = |E_{(K, C^*)} \cap X_j| / |E_{(K, C^*)}| \geq T \tag{1}$$

则得到规则:

$$\text{Des}(E_{(K, C^*)}, C^*) \Rightarrow \text{Des}(X_j, D) \quad (|E_{(K, C^*)} \cap X_j| / |E_{(K, C^*)}|) \tag{2}$$

式中: $|E_{(K, C^*)} \cap X_j|$ 为该规则在决策表中的绝对覆盖度,表示决策表中同时满足该规则前件和后

件的实例数; $|E_{(k,c^*)}|$ 为满足该规则前件的实例数; $|E_{(k,c^*)} \setminus X_j| / |E_{(k,c^*)}|$ 为规则可信度。

将原始决策表 S 中满足该条规则的实例删除, 得到新的决策表 $S = U, R, V, \phi$, 其中

$$U = \{x \mid x \in U, c_{i_1}(x) = v_{i_1}, \dots, c_{i_{N_C}}(x) = v_{i_{N_C}}, d(x) = v_{d_i}\} \quad (3)$$

步骤4 设示例样本总数为 N_s , 则定义 $|E_{(k,c^*)} \setminus X_j| / N_s$ 为该规则在决策表中的相对覆盖度, 如果相对覆盖度大于给定的阈值 F , 则该规则有效, 否则规则无效, 即该规则不放入规则集中。本文设定 $T=0.9, F=0.1$ 。

步骤5 如果 $U = \emptyset$, 则转入步骤6。否则, 令 $S = S, N_C = N_C + 1$, 如果 $N_C > N_{max}$, 则转入步骤6。否则转入步骤2。

步骤6 输出所有规则集。计算结束。

为了说明分层穷举式规则提取方法的有效

性, 本文与文献[13]的启发式值约简方法和文献[14]的归纳值约简方法进行了比较。本文采用了5组取自UCI(University of California at Irvine)机器学习数据库的不同实验数据, 每组数据中, 随机选一半用于学习, 利用所得到的规则对其余数据进行测试, 识别结果如表2所示。其中, 设定最大条件属性数目 $N_{max} = 6$; 可信度阈值 $T = 0.5$, 相对覆盖度阈值 $F = 0.1$ 。

3种方法在进行规则提取前, 对连续属性的离散算法采用文献[11]的贪心算法。均用辨识矩阵法进行属性约简, 用相同的属性约简形式进行值约简实现规则提取。从表2的识别结果可以看出, 从识别率来看, 对于5组数据, 所得到的识别率均比文献[13]和文献[14]的方法要高。结果充分验证了本文分层穷举知识获取方法的有效性。

表2 识别结果比较

Table 2 Comparison of recognition results

数据集	样本数	文献[13]启发式值约简方法			文献[14]归纳值约简方法			本文分层穷举方法		
		识别率	误识率	拒识率	识别率	误识率	拒识率	识别率	误识率	拒识率
Iris	150	0.949	0.025	0.026	0.949	0.051	0	0.949	0.051	0
Ecoli	336	0.511	0.242	0.247	0.664	0.282	0.054	0.687	0.258	0.055
Glass	214	0.427	0.428	0.145	0.384	0.283	0.333	0.478	0.522	0
HSV	122	0.300	0.417	0.283	0.433	0.184	0.383	0.700	0.300	0
Pima	768	0.379	0.179	0.442	0.437	0.108	0.455	0.694	0.306	0

2 神经网络规则提取方法验证

Iris 数据被公认为用于数据挖掘的最著名的数据集。它包含3种鸢尾花种类, 即1—setosa; 2—versicolor; 3—virginica。每类50个样本, 共计150个样本。数据中包含4个属性, 即, A_1 —花萼长, cm; A_2 —花萼宽, cm; A_3 —花瓣长, cm; A_4 —花瓣宽, cm。

表3为数据离散化结果。表4为通过遗传算法优化后得到的最优神经网络结构参数。用分层穷举式的规则提取方法, 得到规则集如表5所示。表6为利用所提取的规则对原始样本集的测试结果。从计算结果可以发现, 本文所提取的规则均比较简洁, 而且达到了很高的识别率。

表3 离散化结果

Table 3 Discretization results

属性	A_1	A_2	A_3	A_4
断点值	6.05	2.25, 3.05	2.45, 4.95	1.65, 1.75

表4 最优神经网络结构参数

Table 4 Optimized results of NN parameters

输入层节点数	中间层节点数	最大训练步数	权值随机种子	训练误差
4	6	27	170	0.001

表5 提取的规则集

Table 5 Extracted rules

$R_1: (1.75 < \text{花瓣宽} < 2.50) \Rightarrow \text{virginica}$
$R_2: (2.45 < \text{花瓣长} < 4.95) \text{ AND } (0.10 < \text{花瓣宽} < 1.65) \Rightarrow \text{versicolor}$
$R_3: (1.00 < \text{花瓣长} < 2.45) \text{ AND } (0.10 < \text{花瓣宽} < 1.65) \Rightarrow \text{setosa}$
$R_4: (4.30 < \text{花萼长} < 6.05) \text{ AND } (2.00 < \text{花萼宽} < 2.25) \text{ AND } (1.65 < \text{花瓣宽} < 1.75) \Rightarrow \text{virginica}$
$R_5: (6.05 < \text{花萼长} < 7.90) \text{ AND } (4.95 < \text{花瓣长} < 6.90) \text{ AND } (0.10 < \text{花瓣宽} < 1.65) \Rightarrow \text{virginica}$

表6 规则验证结果

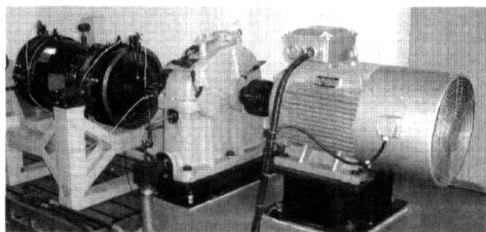
Table 6 Verification results of rules

数据个数	正确数	误识数	识别率/ %	误识率/ %
150	145	1	96.67	0.67

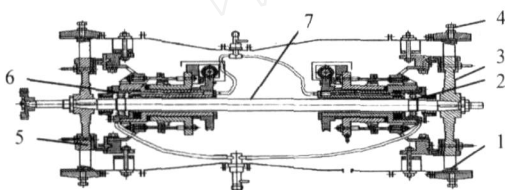
3 转静碰摩故障诊断知识获取

3.1 航空发动机转子实验器

该实验器采用电机驱动,为一个单转子系统模型。在结构设计上,首先考虑在外形上与发动机核心机的机匣一致,尺寸缩小为原尺寸的 1/3;设计了可调刚度支承结构以调整系统的动特性;多级压气机简化为单级的盘片结构;叶片简化为斜置平面形状;封严篦齿可拆卸;轴为实心按刚性设计,最大转速为 7 000 r/min。该实验器如图 2 所示。



(a) 实物图



1—碰摩环; 2—球轴承; 3—涡轮盘; 4—碰摩环点变形顶螺栓;
5—压气机轮盘; 6—滚珠轴承; 7—轴

(b) 剖面图

图 2 航空发动机转子实验器

Fig. 2 Aero-engine rotor experimental rig

航空发动机转子实验器振动测试原理如图 3 所示。转子实验器由电动机带动,转速是通过检测位于电机与实验器联接处的电涡流位移传感器的脉冲来获取,转子故障信号是利用位于前后轴承处的水平和垂直方向的电涡流位移传感器来拾

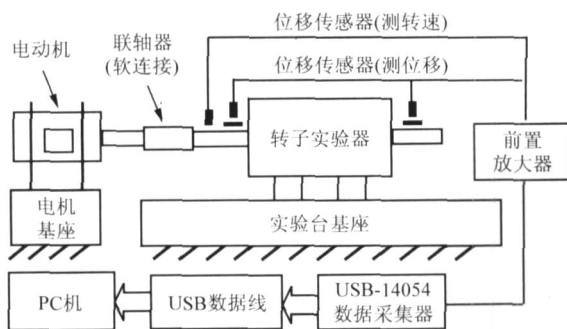


图 3 振动测试原理图

Fig. 3 Vibration test principle plot

取。模拟信号经过前置放大器放大后,由成都华太测控技术有限公司的 USB-14054 数据采集器,实现模拟信号的数据采集。

3.2 从碰摩故障样本中获取碰摩故障诊断知识

利用航空发动机转子实验器和 USB-14054 数据采集器获取了不同转速下的不平衡故障样本 10 个及碰摩样本 26 个。利用频谱分析获取频谱特征并做归一化处理,得到 5 个频谱特征,即 A_1 ($1/2 \times$), A_2 ($1 \times$), A_3 ($2 \times$), A_4 ($3 \times$), A_5 ($4 \times$)。

表 7 为数据离散化结果。其中, A_3 ($2 \times$) 属性的断点为 0.098 7,即由该断点将属性分为大于 0.098 7 和小于 0.098 7 的两类,其他属性没有断点,则该属性所对应的所有数据均为同一类。表 8 为通过自适应神经网络得到的最优神经网络结构参数。利用本文穷举式规则提取方法得到如表 9 所示的规则集。

表 7 离散化结果

Table 7 Discretization results

属性	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
断点值	—	—	0.098 7	—	—

表 8 神经网络优化结果

Table 8 Optimized results of NN results

输入层节点数	中间层节点数	最大训练步数	权值随机种子	训练误差
5	2	30	30	0.001

表 9 提取的规则集

Table 9 Extracted rules

$R_1: (0.100\ 0 < 2 \times < 0.299\ 0) \Rightarrow$ 碰摩
$R_2: (0.053\ 4 < 2 \times < 0.100\ 0) \Rightarrow$ 不平衡

表 10 为利用所提取的规则对原始样本集的测试结果。从表 9 中可以发现,本文所提取的规则不仅简洁,而且识别率均为 100%。其中,

(1) 规则 $(0.100\ 0 < 2 \times < 0.299\ 0) \Rightarrow$ 碰摩: 表示当 2 倍频(即 $2 \times$ 频率)较大时,为碰摩故障。

(2) 规则 $(0.053\ 4 < 2 \times < 0.100\ 0) \Rightarrow$ 不平衡: 表示当 2 倍频较小时,为不平衡故障。

表 10 规则验证结果

Table 10 Verification results of rules

数据个数	正确数	误识数	识别率/ %	误识率/ %
36	36	0	100	0

从所提取出的诊断规则可以看出,对本次实验结果,2倍频成分是区分碰摩故障的最好特征。该结论与目前的碰摩故障机理研究吻合,从而表明本文神经网络规则提取方法获取了碰摩故障诊断的有效知识规则^[15]。

在实际应用中,如图4所示,首先需要收集大量的碰摩样本。其次,进行频谱分析获取倍频特征,对连续属性进行离散化处理,并用结构自适应神经网络方法进行学习训练。然后用训练好的神经网络产生示例样本,并用本文提出的分层穷举

式规则提取方法提取出知识规则,存储于知识库中。对于待诊断的转子振动信号,将信号进行频谱分析后,经过离散化处理提取出征兆特征,并输入到推理机,按一定推理机制经过推理即可得到诊断结果。诊断样本得到验证后,又可将其作为案例,按一定原则输入到原始样本数据库中进行存储,进行增量式学习。如此往复,随着航空发动机碰摩故障样本的不断积累,知识库的知识不断积累和更新,碰摩故障的诊断精度也将逐渐提高。

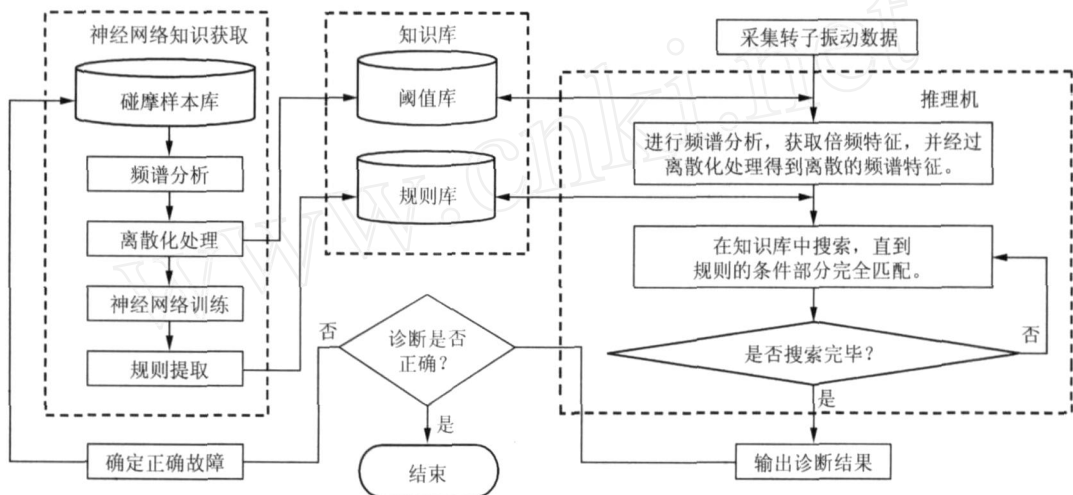


图4 基于神经网络规则提取的航空发动机碰摩故障诊断

Fig. 4 Aero-engine rubbing fault diagnosis based on rules auto-extracted from NN

4 结 论

(1) 提出了一种新的基于功能性观点的神经网络规则提取方法,阐述了连续属性的离散化处理、神经网络训练样本产生、神经网络结构优化、示例样本的产生以及规则提取等关键技术的理论与方法。并用 Iris 数据进行了分析和验证,表明了本文方法的有效性。

(2) 将该神经网络规则提取新方法应用于转子故障诊断中,首先,利用航空发动机转子实验器获取了包括不平衡和碰摩故障样本,然后用神经网络规则提取方法得到了转静碰摩故障的诊断规则,验证了规则的正确性。

参 考 文 献

[1] 王德友. 发动机转静子碰摩振动特性的提取与理论研究[D]. 北京:北京航空航天大学,1995.
Wang Deyou. Feature extraction and theory study for rotor/stator rubbing vibration [D]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1995. (in Chinese)

[2] 刘献栋,李其汉. 小波变换在转子系统动静件早期碰摩故障诊断中的应用[J]. 航空学报,1999,20(3):220-223.
Liu Xiandong, Li Qihan. Application of wavelet to the diagnosis of early rub-impact fault between rotor and stator [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1999, 20 (3): 220-223. (in Chinese)

[3] Vyas N S, Satishkumar D. Artificial neural network design for fault identification in a rotor-bearing system [J]. Mechanism and Machine Theory, 2001, 36(2): 157-175.

[4] Gallant S I. Connectionist expert systems [J]. Communications of the ACM, 1988, 31(2): 152-169.

[5] Saito K, Nakano R. Medical diagnostic expert system based on PDP model [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1988: 255-262.

[6] Fu L M. Rule learning by searching on adapted nets [C]. Proceedings of the 9th National Conference on Artificial Intelligence. Anaheim, CA: AAAI Press, 1991: 590-595.

[7] 周志华,何佳洲,尹旭日,等. 一种基于统计的神经网络规则抽取方法[J]. 软件学报,2001,12(2):263-269.
Zhou Zhihua, He Jiazhou, Yin Xuri, et al. A statistics-based approach for rule extracting from neural networks [J]. Journal of Software, 2001, 12(2): 263-269. (in Chinese)

- nese)
- [8] Pawlak Z. Rough set [J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5):341-356.
- [9] 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.
Wang Guoyin. Rough set theory and knowledge acquirement [M]. Xi 'an: Xi 'an Jiaotong University Press, 2001. (in Chinese)
- [10] Kantardzic M. Data mining concepts, models, methods, and algorithms [M]. New York: IEEE Press, 2002.
- [11] Nguyen H S, Skowron A. Quantization of real values attributes, rough set and Boolean reasoning approaches [C] Proceeding of the 2nd Joint Annual Conference on Information Science. 1995: 34-37.
- [12] 陈果. 一种实现结构风险最小化思想的结构自适应神经网络模型[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(10): 1874-1879.
Chen Guo. A structure self-adaptive neural network model which can carry out structural risk minimization principle [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(10): 1874-1879. (in Chinese)
- [13] 常犁云, 王国胤, 吴渝. 一种基于 Rough Set 理论的属性约简及规则提取方法[J]. 软件学报, 1999, 10(11): 1207-1211.
Chang Liyun, Wang Guoyin, Wu Yu. An attribute reduction and rule extraction based on rough set [J]. Journal of Software, 1999, 10(11): 1207-1211.
- [14] 吴福保, 李奇, 宋文忠. 基于粗集理论知识表达系统的一种归纳学习方法[J]. 控制与决策, 1999, 14(3):206-211.
Wu Fubao, Li Qi, Song Wenzhong. A induction learning method based on rough sets knowledge expression system [J]. Control and Decision, 1999, 14(3):206-211.
- [15] 陈予恕, 田家玉, 金宗武, 等. 非线性动力学理论与大型火电机组振动故障综合治理技术[J]. 中国机械工程, 1999, 10(9):1063-1067.
Chen Yushu, Tian Jiayu, Jin Zongwu, et al. Theory of nonlinear dynamics and applied techniques of solving irregular operation of a large scale gas turbine in a comprehensive way [J]. China Mechanical Engineering, 1999, 10(9):1063-1067. (in Chinese)

作者简介:

陈果(1972 -) 男,博士,教授,博士生导师。主要研究方向:航空发动机智能诊断与专家系统、转子动力学。

Tel: 025-84891850

E-mail: cgzyx @263.net

李成刚(1972 -) 男,硕士,高级工程师。主要研究方向:航空发动机振动测试、结构疲劳及故障诊断。

王德友(1955 -) 男,博士,研究员。主要研究方向:航空发动机整机振动与故障诊断。

(责任编辑:张利平,孔琪颖)