

# 神经网络规则提取及其在转子故障诊断中的应用研究

陈 果

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

**摘 要:** 利用神经网络进行智能诊断所获取的诊断知识难于解释和理解, 因此限制了其在智能诊断中的进一步应用。基于此, 研究了一种新的基于功能性观点的神经网络规则提取方法, 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。并与其他方法进行了比较分析。最后, 将方法应用于转子故障诊断, 通过多功能转子故障模拟实验台获取故障实验样本, 利用所提出的神经网络规则提取方法从故障样本中提取了诊断知识规则, 并对其进行了解释, 结果表明了方法的正确性和有效性。

**关键词:** 神经网络; 规则提取; 知识获取; 转子; 故障诊断

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

神经网络由于具有优越的非线性映射能力, 在机械故障诊断中得到了极其广泛的应用<sup>[1,2]</sup>。然而, 由于神经网络获取的知识蕴涵在大量的连接权中难以理解, 也难以推理过程给出清晰的解释, 因此, 从训练好的神经网络中提取知识规则, 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<sup>[3]</sup>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和 Nakano<sup>[4]</sup>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<sup>[5]</sup>搜索节点的扇入连接权, 通过找出权值之和超过阈值的连接权子集来抽取规则。

与结构分析方法不同, 基于功能性分析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”。这类方法更注重在功能上对神经网络的重现能力, 即产生可以替代原来网络的规则。其基本原理是, 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上的响应特性, 如果这种示例数目足够多, 并且比较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。

周志华等<sup>[6]</sup>从功能性观点出发, 提出了一种基于

统计的神经网络规则提取方法 SPT, 实验表明了 SPT 可以抽取可理解性好, 简洁、紧凑、保真度高的符号规则。不过, 该方法的复杂性较高, 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, 本文提出一种新的基于功能性观点的神经网络规则提取方法。在连续属性离散中, 引入了粗糙集理论中由 S. H. Nguyen 和 Skowron<sup>[7]</sup>提出的布尔逻辑与粗糙集理论相结合的经典离散化方法, 该方法可以将离散属性看作连续属性的特例, 同时进行处理, 这在很大程度上降低了计算的复杂性; 在神经网络结构设计中, 引入遗传算法, 实现神经网络结构自动优化, 以保证训练好的神经网络具有最佳的泛化能力。同时, 整个优化过程能够自动完成; 在规则提取中, 提出了一种分层穷举式的规则提取方法, 保证了规则提取的完整性和优先次序。最后将新方法用于转子故障诊断, 用多功能转子实验台模拟了包括不平衡、油膜涡动及碰摩故障的 76 个故障样本, 用神经网络规则提取方法从中获取了故障诊断知识规则, 并进行了分析和解释。结果表明了方法的有效性。

## 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

由于粗糙集理论<sup>[8]</sup>不需要先验知识便可完全从数据或经验中自动获取知识, 因此, 本文引入粗糙集理论中的离散化理论来实现连续属性的自动离散化。在粗糙集理论中, 连续属性的离散化处理可以定义为:

设决策表  $S = \{U, R, V, f\}$ ,  $R = C \cup \{d\}$  是属性集合, 子集  $C$  和  $\{d\}$  分别称为条件属性集和决策属性集,

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50705042), 航空科学基金资助项目 (2007ZB52022)

收稿日期: 2008-01-03 修改稿收到日期: 2008-02-18

作者 陈 果 男, 博士, 教授, 博士生导师, 1972 年生

$U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  是有限的对象集合即论域。设决策种类的个数为  $r(d)$ 。属性  $a$  的值域  $V_a$  上的一个断点可以记为  $(a, c)$ , 其中  $a, c \in R$ 。在值域  $V_a = [l_a, r_a]$  上的任意一个断点集合  $\{(a, c_1^a), (a, c_2^a), \dots, (a, c_{k_a}^a)\}$  定义了  $V_a$  上的一个分类  $P_a$ ,

$$P_a = \{ [c_0^a, c_1^a), [c_1^a, c_2^a), \dots, [c_{k_a}^a, c_{k_a+1}^a] \} \quad (1)$$

$$l_a = c_0^a < c_1^a < c_2^a < \dots < c_{k_a}^a < c_{k_a+1}^a = r_a \quad (2)$$

$$V_a = [c_0^a, c_1^a) \cup [c_1^a, c_2^a) \cup \dots \cup [c_{k_a}^a, c_{k_a+1}^a] \quad (3)$$

因此,任意的  $P_a, P_b$  定义了一个新的决策表  $S^p = \{U, R, V^p, f^p\}$ ,  $f^p(x_a) = i \Leftrightarrow f(x_a) \in [c_i^a, c_{i+1}^a]$ , 对于  $x \in U, i \in \{0, \dots, k_a\}$ , 即经过离散化后, 原来的信息系统被一个新的信息系统所代替。

离散化本质上可归结为利用选取的断点来对条件属性构成的空间进行划分的问题。目前许多离散化方法, 如等距离法<sup>[8]</sup>、等频率法<sup>[8]</sup>、L方法<sup>[9]</sup>、W方法<sup>[9]</sup>、P方法<sup>[9]</sup>和 C方法<sup>[9]</sup>等, 由于仅仅考虑单个属性, 经过离散化后, 可能将引入冲突。而由 S H. Nguyen 和 Skowron<sup>[7]</sup>提出的布尔逻辑与粗糙集理论相结合的离散化方法, 是粗糙集理论中离散化思想的重大突破, 其基本思想是首先在保持信息系统的不可分辨关系不变的前提下, 尽量以最小数目的断点把所有实例的分辨关系区分开, 因此, 离散化后数据集不会引入冲突。由于求最小数目的断点集是 NP完全问题, 因此只能寻找近似最优的算法来求得最小数目的断点集。在文献[7]中, S H. Nguyen 和 Skowron 采用启发式算法(贪心算法)来求得最小数目的断点集。此算法基本步骤为<sup>[8]</sup>:

(1) 根据原来的信息表  $S = \{U, R, V, f\}$ , 构造一个信息表  $S^* = \{U^*, R^*, V^*, f^*\}$ 。

其中,  $U^* = \{(x_i, x_j) \mid U \times U \mid d(x_i) \neq d(x_j)\}$ ;  
 $R^* = \{P_r^a \mid a \in C\}$ ,  $P_r^a$  是属性  $a$  的第  $r$  个断点  $(c_r^a, c_{r+1}^a)$ 。对于任意  $P_r^a$ , 如果

$$[c_r^a, c_{r+1}^a) \subseteq [\min(a(x_i), a(x_j)), \max(a(x_i), a(x_j)))] \quad (4)$$

那么  $P_r^a((x_i, x_j)) = 1$ ; 否则,  $P_r^a((x_i, x_j)) = 0$ 。

- (2) 初始化最佳断点集  $CUT = \emptyset$ ;
- (3) 选取信息表  $S^*$  所有列中 1 的个数最多的断点加入到  $CUT$  中, 去掉此断点所在的列和在此断点上值为 1 的所有行;

(4) 如果信息表  $S^*$  不为空, 则转 3); 否则停止。此时,  $CUT$  即是所求的断点集。

### 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, 则如果每个样本产生  $M$  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 - 1 分布的随机噪声, 叠加到第  $i$  个样本, 第  $j$  个特征值上, 形成一个新的样本, 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。采用作者在文献[10]中提出的一种结构自适应神经网络模型, 能够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。

结构自适应神经网络模型以三层 BP 网络为研究对象。将神经网络模型分为外部结构参数和内部权值参数。规定为: (1) 内部参数: 网络连接权值, 通过对训练样本用神经网络的 BP 算法学习成功后自动产生。

(2) 外部参数: 初始权值: 影响网络的收敛位置; 隐层节点数: 直接影响到所逼近的非线性函数复杂程度和模型的泛化能力; 训练步数: 对网络泛化能力具有很大的影响, 网络训练步数越多, 网络结构越复杂, 泛化能力往往将变得很差。

结构自适应神经网络模型的基本思想为, 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外部结构参数的情况下, 利用神经网络的 BP 算法对训练样本集进行学习, 获取模型的内部连接权值参数。再利用测试样本集, 对学习模型进行测试, 并计算识别误差, 形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外部结构参数, 在新的外部结构参数下, 应用神经网络 BP 算法得到模型新的内部连接权值参数, 按同样方法计算识别误差和适应度值, 再进行下一步调整, 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。整个学习过程均自动完成。

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以获取网络内部参数, 测试集用来测试网络的泛化能力, 并以测试集的识别率计算适应度值。

本文遗传算法参数为: 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 代。隐层节点数  $M$  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 得到  $M$ , 最大训练步数加上 1 得到, 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。

### 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。假设现有一个训练好的神经网络 ANN, 如果用 ANN 对输入模式  $A_k = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  进行判别, 则神经网络将产生与  $A_k$  对应的输出模式  $C_k = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ , 其中  $n$  为输入属性数,  $q$  为输出分类数。将  $A_k$  和  $C_k$  组合起来就可以得到一个示例样本  $(A_k, C_k)$ , 如果有很多这样的示例样本, 就得到了一个示例样本。

示例样本可以通过在实例空间中缓慢移动  $A_k$  而产生, 即对每一个输入属性  $a_i (i = 1, 2, \dots, n)$ , 令其值在取值范围内逐渐变化, 使得尽可能多的值得以出现。本文示例样本的产生是在连续属性离散和神经网络训练之后, 因此, 示例样本均为离散属性, 因此, 只需对  $a_i$  的值进行列举即可。

示例样本的具体产生方法为: 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; 最后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, 由于这个实例集是用由神经网络产生的, 所以实例集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优先提取出属性数目最少的满足给定可信度和覆盖度的规则, 在实施过程中, 按属性数目由少到多进行分层, 在每层中进行属性穷举组合, 并依次提取知识规则。算法的具体描述为:

算法输入: 决策表  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ , 其中,  $U$  是论域,  $R = C \cup \{d\}$  是属性集合, 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  $F$ , 属性总数为  $N_{MAX}$ 。

算法输出: 可信度大于  $T$  且覆盖度大于  $F$  的规则集。

STEP1: 条件属性数  $NC$  从 1 开始到  $N_{MAX}$  进行下列循环计算;

STEP2: 在第  $NC$  层, 首先进行属性组合, 属性组合的数目为  $C_m^{NC}$ , 设  $c_1 \dots c_{NC}$  为第  $i$  个属性组合 ( $i = 1, 2,$

$\dots, C_m^{NC}$ )。令  $C^* = \{c_1 \dots c_{NC}\}$ , 即条件属性集  $C^*$  对决策表  $S$  的划分  $E_{(K, C^*)}$ , 其中  $E_{(K, C^*)}$  属于  $U | ND(C^*)$ ,  $K = 1, \dots, |U | ND(C^*)|$ 。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

$$\mu_{C^*}(E_{(K, C^*)}, X_j) = \frac{|E_{(K, C^*)} \cap X_j|}{|E_{(K, C^*)}|} \geq T \quad (5)$$

则得到规则:

$$RULE: Des(E_{(K, C^*)}, C) \rightarrow Des(X_j, D) \quad (|E_{(K, C^*)} \cap X_j|, |E_{(K, C^*)}|) \quad (6)$$

其中  $|E_{(K, C^*)} \cap X_j|$  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;  $|E_{(K, C^*)}|$  为决策表中满足该规则前件的实例数;  $|E_{(K, C^*)} \cap X_j| / |E_{(K, C^*)}|$  为该规则的可信度。设示例样本总数为  $N$ , 则定义  $|E_{(K, C^*)} \cap X_j| / N$  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合中。

将原始决策表  $S$  中满足该条规则条件的实例删除, 得到新的决策表  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ , 其中  $U = \{x | x \in U, c_1(x) = v_1, \dots, c_{NC}(x) = v_{NC}\}$ 。显然, 随着规则的不断提取,  $S$  的实例规模将远小于  $S$ 。

STEP3: 如果  $U = \emptyset$ , 则转入 STEP4。否则, 令  $S = S, NC = NC + 1$ , 如果  $NC > N_{MAX}$ , 则转入 STEP4。否则转入 STEP2;

STEP4: 输出所有规则集。计算结束。

显然, 可信度和覆盖度阈值对规则提取结果具有很大的影响, 本文以 UC1 机器学习数据库的 RIS 数据为例进行分析, 在对 RIS 数据进行离散化处理、神经网络训练以及示例样本生成后, 利用本文分层穷举式规则提取算法从示例样本集提取出规则集, 对原始样本集引入 10% 的随机噪声, 形成 150 个测试样本, 利用测试样本可以对所提取出的规则集进行测试。表 1 为不同可信度和覆盖度阈值下, 所提取的规则对测试样本的识别结果。

表 1 不同可信度和覆盖度阈值对规则提取结果的影响

可信度 阈值 $T$	1.00	0.90	0.80
覆盖度 阈值 $F$	0.00 0.02 0.04	0.00 0.02 0.04	0.00 0.02 0.04
识别率	0.95 0.93 0.91	0.95 0.93 0.91	0.95 0.93 0.93
规则数	21 14 10	16 11 7	11 8 6

从表 1 可以看出, 本文方法可以自由调整可信度和相对覆盖度, 从而得到不同精度和规模的规则集, 如果可信度小于 1 将得到不确定性规则, 增大相对覆盖度阈值将得到更为简洁的规则集, 因此在实际应用中非常方便。通常, 可信度阈值区间为  $[0.8, 1.0]$ , 覆盖度阈值区间为  $[0, 0.05]$ 。

## 2 方法验证

本文目的是利用神经网络的泛化能力,从数据中提取出高精度的规则,因此,为了验证本文方法的有效性,利用国际上权威的UCI机器学习数据库中的6个数据集对本文算法进行实验测试。实验中随机选取一半作为训练样本集,另一半作为测试样本集。实验结果如表2所示。

为了进行比较,本文利用相同的数据集,也对粗糙集理论的规则提取方法和决策树D3算法进行了测试。实验结果如表2所示。连续属性的离散算法均采用文献[7]的贪心算法,在粗糙集理论中,属性约简均采用文献[8]的辨识矩阵法进行,在规则提取中,分别采用文献[11]的启发式值约简方法(表2中的RS1)、文献[12]的归纳值约简方法(表2中的RS2)以及本文的分层穷举式方法(表2中的RS3)。

从表2的实验结果,可以发现,由于神经网络规则提取方法充分利用了神经网络的泛化能力,因此,从训练好的神经网络所产生出的示例样本中提取出的规则也将更好的描述和表达原始数据集的知识信息。对于相同的数据集,神经网络规则提取方法得到的规则集具有更高的精度。另外,对比文献[11]的启发式值约简方法和文献[12]的归纳值约简方法,利用本文的分层穷举式规则提取法能够从数据集中提取和挖掘出精度更高的知识规则来。

表2 本文方法与其他方法的比较结果

数据集	Iris	ACT	Hepatitis	Ecoli	Glass	HSV
D3	0.55	0.72	0.75	0.67	0.41	0.50
RS1	0.92	0.57	0.65	0.56	0.31	0.42
RS2	0.92	0.59	0.72	0.70	0.10	0.50
RS3	0.92	0.83	0.71	0.69	0.41	0.55
本文方法	0.92	0.84	0.85	0.79	0.56	0.63

## 3 神经网络规则新方法在转子故障诊断中的应用

本文将神经网络规则提取方法应用于转子故障智能诊断,以期从大量的实验故障样本中提取出转子故障的诊断知识规则。本文采用ZT-3型多功能转子实验台进行转子故障实验。获取了不同转速下的26个不平衡故障样本、30个碰摩样本及40个油膜涡动样本。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 $A_1(1/2X)$ 、 $A_2(1X)$ 、 $A_3(2X)$ 、 $A_4(3X)$ 、 $A_5(4X)$ 。

表3为数据离散化结果。从表中可以看出, $A_1(1/2X)$ 属性的断点为0.1357,即由该断点将属性分为大于0.1357和小于0.1357的两类。 $A_3(2X)$ 属性的

断点为0.098,即由该断点将属性分为大于0.098和小于0.098的两类。其他属性被考虑为对分类无任何影响。表4为通过自适应神经网络得到的最优神经网络结构参数。提取出的规则集如表5所示。

表3 离散化断点结果

属性	$A_1: 1/2X$	$A_2: 1X$	$A_3: 2X$	$A_4: 3X$	$A_5: 4X$
断点值	0.1357	—	0.0980	—	—

表4 最优神经网络结构参数

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5 提取的规则集

$R_1$	$(0.14 < 1/2X < 1) \Rightarrow$ 油膜涡动 [ 1.00 ] / [ 524, 524 ]
$R_2$	$(0.0015 < 1/2X < 0.14)$ 和 $(0.0180 < 2X < 0.10) \Rightarrow$ 不平衡 [ 1.00 ] / [ 270, 270 ]
$R_3$	$(0.0015 < 1/2X < 0.14)$ 和 $(0.10 < 2X < 0.6722) \Rightarrow$ 碰摩 [ 1.00 ] / [ 282, 282 ]

显然,从所提取的规则可以发现,规则充分反映了不平衡、碰摩及油膜涡动故障的特征。对规则解释如下:

RULE1:  $(0.14 < 1/2X < 1) \Rightarrow$ 油膜涡动 [ 1.00 ] / [ 524, 524 ]:表示当1/2倍频很大时,为油膜涡动故障。在示例样本中,满足该规则前件的样本数为524,同时满足该规则的前件和后件的样本数也为524,则该规则的置信度为1.00;

RULE2:  $(0.0015 < 1/2X < 0.14)$ 和  $(0.018 < 2X < 0.1) \Rightarrow$ 不平衡 [ 1.00 ] / [ 270, 270 ]:表示当1/2倍频较小、同时2倍频也较小时,为不平衡故障。在示例样本中,满足该规则前件的样本数为270,同时满足该规则的前件和后件的样本数也为270,则该规则的置信度为1.00;

RULE3:  $(0.0015 < 1/2X < 0.14)$ 和  $(0.10 < 2X < 0.6722) \Rightarrow$ 碰摩 [ 1.00 ] / [ 282, 282 ]:表示当1/2倍频较小、同时2倍频较大时,为碰摩故障。在示例样本中,满足该规则前件的样本数为282,同时满足该规则的前件和后件的样本数也为282,则该规则的置信度为1.00。

## 4 结论

(1) 针对神经网络智能诊断中所获取的诊断知识难于理解和解释的缺点,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、

(下转第72页)

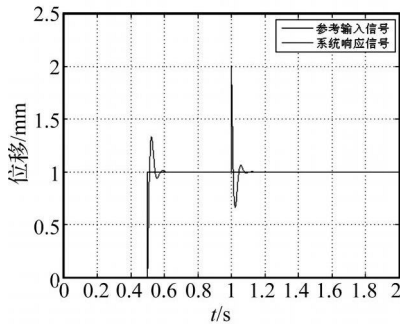


图 10 阶跃干扰响应

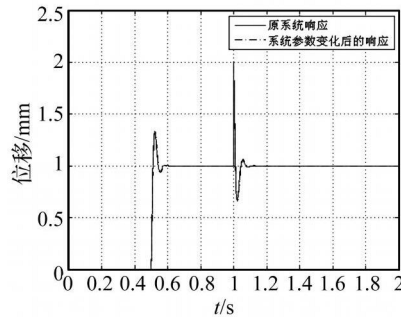


图 11 系统参数变化前后阶跃响应

持良好的跟踪性能和抗干扰性能,这说明基于 CMAC 神经网络控制的 GMA 具有良好的鲁棒性。

#### 4 结论

通过以上论述和实例仿真以及仿真结果的分析可以得出以下结论:(1)随着输入周期信号的不同 GMA 动态模型的滞回存在较大的差异,所以构建一个在线滞回补偿是非常有必要的;(2)根据 GMA 的滞回特性,利用滞回逆算子构造了一个 CMAC 神经网络,并采用 CMAC 前馈与 PD 反馈控制的实时滞回补偿控制策略,能够快速地适应 GMA 滞回特性的变化;(3)通过在线学习建立起 GMA 的滞回逆模型,从而实现输入输出准确的线性关系,达到作动器位移高精度的跟踪控制,该在线滞回补偿策略具备良好的抗干扰性能和

鲁棒性能;(4)在实际工程应用中,不需要建立 GMA 的动态模型,辨识和控制可同时进行,且 CMAC 神经网络结构简单,易于工程实现。

#### 参考文献

- [1] 贺西平,李斌,周寿增. 稀土超磁致伸缩材料及其高效应用方法[J]. 兵器材料科学与工程, 1998, (5): 61 - 65.
- [2] Natale C, Velard F, Visone C. Modelling magnetostrictive actuators and advanced intelligent compensation of hysteresis for Mechatronics[J]. Proceedings of 2001 IEEE/ASME International Conference, 2: 744 - 749.
- [3] 袁惠群,李鹤,等. 超磁致伸缩换能器的非线性特性[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, (4): 404 - 407.
- [4] Restorff J B, Savage H T, Clark A E. Preisach modeling of hysteresis in Terfenol-D[J]. J. Appl Phys, 1990, 67(9): 5016 - 5018.
- [5] Commuri S, Lewis F L. CMAC neural networks for control of nonlinear dynamical system: structure, stability and passivity[J]. Automatics, 1997, 33(4): 635 - 641.
- [6] 杨胜跃,樊晓平,黄浩江. 一类具有多维存储结构的 CMAC 神经网络[J]. 信息与控制, 2001, (7): 669 - 672.
- [7] 王湘江,王兴松. 超磁致伸缩驱动器建模及迟滞补偿[J]. 仪器仪表学报, 2007, (5): 812 - 818.
- [8] 赵新龙,谭永红,董建萍. 基于神经网络的迟滞非线性逆模型[J]. 上海交通大学学报, 2007, (1): 4 - 7.
- [9] 阮晓钢. 神经计算科学[M]. 北京:国防工业出版社, 2006.

(上接第 62 页)

示例样本的产生以及规则提取等关键技术的理论与方法。并利用 UC 机器学习数据,与其他方法进行了比较分析,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,利用转子故障模拟实验台获取了包括不平衡、碰摩和油膜涡动三种故障的 76 个样本;然后用神经网络规则提取方法得到了转子不平衡、碰摩及油膜涡动故障的诊断规则;最后,对规则进行了解释,结果表明了方法的正确有效性。

#### 参考文献

- [1] 虞和济,陈长征,张省,等. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京:冶金工业出版社, 2000.
- [2] Vyas N S, Satishkumar D. Artificial neural network design for fault identification in a rotor-bearing system[J]. Mechanism and Machine Theory, (36), 2001: 157 - 175.
- [3] Gallant S I. Connectional expert systems[J]. Communications of the ACM, 1988, 31(2): 152 - 169.
- [4] Saito K, Nakano R. Medical diagnostic expert system based on PDP model. In: IEEE Neural Network Council ed Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks[C]. New York: IEEE Press, 1988, 255 - 262.

- [5] Fu L M. Rule learning by searching on adapt nets. In: AAAI ed Proceedings of the 9th National Conference on Artificial Intelligence[C]. Anaheim, CA: AAAI Press, 1991, 590 - 595.
- [6] 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.
- [7] Nguyen H S, Skowron A. Quantization of real values attributes, rough set and Boolean reasoning approaches, Proceeding of the 2nd Joint Annual Conference on Information Science[C]. Wrightsville Beach, Nc, 1995, 34 - 37.
- [8] 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.
- [9] Ryszard N. Evaluation of Vibroacoustic Diagnostic Symptoms by Means of the Rough Sets Theory[J]. Computers in Industry, 1992, 20: 141 - 152.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.

### Mechanical model of an artificial middle ear

LI Wu<sup>1</sup>, YAO Wen-juan<sup>1</sup>, Huang Xin-sheng<sup>2</sup>, LI Xiao-qing<sup>1</sup>

(1. Department of Civil Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China;

2. ENT Department, Zhongshan Hospital, Fudan University, Shanghai 200032, China)

**Abstract:** Six hypotheses were drawn based on a machine model of middle ear, and its mechanical model was constructed. The functional relationship between displacement and sound pressure was deduced by using variational principle and Bessel function. Then the analytic solution of the eardrum displacement was obtained, and moreover the ear ossicle displacement was obtained. Comparing the results with those of tests, the correctness of the derived equation was shown. The equation could be applied for estimating the acoustic characteristics of the artificial ossicle and avoiding disturbance of environment and technical level of personnel. Furthermore, the proposed method was easy to use and could be used to optimize material and shape of an ossicle.

**Key words:** artificial ossicle; middle ear structure; Euler equation; variational principle; bessel function

(pp: 55 - 58)

### Rule extraction from a neural network and its application in rotor fault diagnosis

CHEN Guo

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

**Abstract:** In neural network intelligent (NN) diagnosis, the knowledge acquired by using NN is very difficult to be explained and understood, therefore, the further application of NN intelligent diagnosis is limited. Here, the rule extraction method from neural network based on functional view points was studied, and the key algorithms were introduced, such as, discretization of continuous attribution, generation of training samples of a neural network (NN), training of NN, generation of instance samples from a trained NN, and rule extraction. The new method was compared with the other methods, and its correctness was verified. Finally, the fault experimentation samples were obtained using a multi-function rotor experimental rig, the rule extraction method was used to extract the diagnosis knowledge rules from fault samples, and the results showed the correctness and rationality of the new method.

**Key words:** neural network (NN); rule extraction; knowledge acquisition; rotor; fault diagnosis

(pp: 59 - 62, 72)

### Harmonic response analysis for a laminated piezoelectric beam with an arbitrary delamination

LUO Song-nan, WANG Li-zhe, DENG Qing-tian, PENG Liang

(College of Mechanics and Aerospace, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** The effects of shear deformation and piezoelectric-elastic coupling were considered. A laminated piezoelectric beam with an arbitrary delamination was divided into different regions in order to describe the different sizes and positions of the delamination easily. The governing equations for the flexural wave propagation in the beam were derived based on Timoshenko beam theory. According to electrical potential distributing simplification for long wave propagation, the harmonic response of a cantilever beam without external voltage was gained. The dispersion relations and the closed solution of its displacements and electrical potentials were obtained. The influence of delamination parameters on displacements and potentials was discussed.

**Key words:** laminated piezoelectric beam; delamination; dispersion relations; harmonic response analysis

(pp: 63 - 67)