

粒计算及其在机械故障智能诊断中的应用

张周锁, 闫晓旭, 成玮

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 为了更好地揭示原发性、早期微弱以及复合故障的发生发展规律,以粒计算理论为基础,提出了基于相容粒度空间模型的智能故障诊断方法.该方法通过层次化和粒度化来表示原始数据中蕴涵的不同设备运行状态的信息,使得不同故障状态被高效地映射到粒结构的不同层次上,达到正确区分各类故障的目的.利用得到的约简属性集构建相容粒度空间模型,对电力机车轮对轴承的早期微弱故障、严重故障以及复合故障进行诊断,取得了较高的分类精度.实验结果表明,与 RBF 神经网络方法相比,模型有着很高的分类性能,对 9 类故障状态的分类准确率达到 91.11%,说明相容粒度空间模型在机械故障诊断方面具有很好的分类性能.由于约简方法可以弥补特征评估技术不能直接获得最优特征组合的不足,因此提高了模型的工作效率.

关键词: 粒计算; 故障诊断; 相容粒度空间模型; 约简属性

中图分类号: TH17; TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)09-0037-05

Granular Computing with Application to Fault Diagnosis

ZHANG Zhousuo, YAN Xiaoxu, CHENG Wei

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To get accurate diagnosis of the faults in mechanical equipments, especially the early stage weak and the compound faults, a new approach to intelligent fault diagnosis of the machinery based on granular computing (GrC) is proposed. A complicate problem can be divided into several small ones which are easily understood and solved according to the idea of GrC. The tolerance granularity space mode is constructed by means of the inner-class distance defined in the attributes space. The fault information can be decomposed into different granularity levels, and be clearly analyzed at each level. To improve the diagnosis accuracy, a reduction method of the fault features based on GrC is also proposed, which directly gets the minimal reduction to construct the tolerance granularity space mode for the best classification accuracy. The proposed approach is applied to the fault diagnosis of locomotive bearing. The results show this mode is endowed with better classification performance than RBF neural network, and the attribute reduction method provide a good way to improve the diagnosis efficiency.

Keywords: granular computing; fault diagnosis; tolerance granularity space mode; attribute reduction

粒计算是近年来兴起的人工智能领域的研究热点之一,它可以将复杂问题划分为若干更容易理解和分析的子问题,从而降低了全局代价.根据不同故障信息构建粒结构获得的粒层之间的关系,以及粒

与粒之间的关系,可以提供一种区分不同故障状态的好方法,而研究粒计算的相关模型将对研究适合机械故障智能诊断的方法有着很大的指导作用.国内外学者主要研究的计算模型有:Zadeh^[1]基于模糊

集理论提出的粒计算基本框架,张铃等^[2]提出的基于商空间理论的粒计算模型,Yao^[3]提出的基于领域系统构建的粒计算模型,Pawlak^[4]提出的基于粗糙集理论构建的粒计算模型.近年来,中科院学者史忠植^[5]又提出了一种相容粒度空间模型,并且证明了此模型在信息分类方面有着很好的性能.

以往的研究都是根据特征评估技术^[6]来评价各特征量对故障敏感程度的大小,对特征进行优选,但却不能获得直接达到最佳分类效果的特征组合.针对此类问题,本文提出了一种基于粒计算的故障特征属性约简方法,该方法可以直接获得模型最佳分类效果的故障特征属性组合.

1 基于粒计算的故障特征属性约简

根据粒计算理论,引入信息熵联合敏感因子作为判别属性重要性的启发信息,定量地表示属性知识的分类能力,从而高效地实现了属性的删减.

1.1 基本定义^[7]

在属性空间 U 中,粒度划分 $\pi = \{X_i | 1 \leq i \leq m\}$ 提供了对 U 的简单的粒度观点,划分中的每个块 X_i 都是一个粒子,并且满足:①每个 X_i 非空,且 $|X_i|$ 表示该粒子所覆盖的对象数目;②对所有的 $i \neq j$, $X_i \cap X_j = \varnothing$;③ $\bigcup \{X_i | 1 \leq i \leq m\} = U$. 空集 $\varnothing$ 提供了最粗的划分,而全部属性定义的划分是最细的划分,粒度之间的转换通过增加删除属性来实现,属性空间中的所有属性,包括相容决策表的核属性、不必要属性和约简属性.

定义 1 相容决策表 $T = (U, C \cup D)$ 中,所有属性由条件属性集 C 和决策属性集 D 组成. 对于 $\forall c \in C$, 用 π_R 表示依据属性集 R 对特征空间的划分. 当 $R_1 = C - \{c\}$, $R_2 = (C - \{c\}) \cup D$ 时,如果不满足 $|\pi_{R_1}| \neq |\pi_{R_2}|$, 则称 c 是 C 中相对于 D 的核属性,否则 c 是 C 中相对于 D 的不必要属性. 核属性是数据集中不可缺少的属性,它包含了用于分类的必要信息;不必要属性是一些冗余的属性,完全可以从数据集中删除且不会影响分类的结果.

定义 2 在 $T = (U, C \cup D)$ 中, C 的子集 R 是 C 的约简,当且仅当 $\pi_R \leq \pi_D$, 并且 $\forall Q \subset R$, π_Q 不满足 $\pi_Q \leq \pi_D$.

1.2 约简算法

约简算法是将特征评估技术与粒计算联合起来,以联合因子作为启发信息,粒度熵越小,敏感因子^[6]越大,此特征的必要性就越大. 通过逐渐增加属性构成条件属性集相对于决策属性集的约简,再通

过删除约简中的所有不必要属性,得到最小约简. 当不满足 $|\pi_R| = |\pi_{R \cup D}|$ 时,选取联合因子最小的特征添加到约简属性集中,再继续进行判别. 联合因子

$$L_q = E_q / \alpha_q \quad (1)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} E_q &= - \sum_{i=1}^n p(X_i) \sum_{j=1}^m p(Y_j | X_i) \lg(p(Y_j | X_i)) \\ p(X_i) &= |X_i| / |U| \\ p(Y_j | X_i) &= |X_i \cap Y_j| / |X_i| \\ i &= 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

$$\alpha_q = d_q^{(b)} / d_q^{(w)} \quad (3)$$

式中: E_q 和 α_q 分别表示粒度熵和任一属性 $q \in C$ 的敏感因子; Y_j 表示依据属性 q 获得的对整个属性空间 U 的划分; $d_q^{(b)}$ 和 $d_q^{(w)}$ 分别表示 q 下的类间和类内距离. 如果选取具有最小联合因子的第 q 个特征不能满足 $\alpha_q \geq A(\alpha)$ ($A(\alpha)$ 为所有特征敏感因子的平均值), 则删除这个特征, 继续往下搜索, 将满足条件的故障特征并入 R , 直到满足终止条件为止 (见图 1).

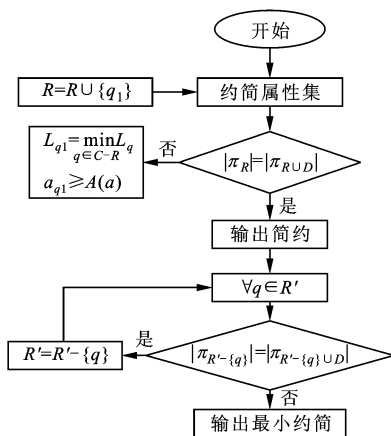


图1 属性约简流程图

2 相容粒度空间模型的智能故障诊断方法

2.1 相容参数的定义

满足相容关系的表达式为

$$T(\alpha, \beta | \omega, k) \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n \omega_i (\alpha_i \oplus \beta_i) \leq k \quad (4)$$

$$\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n); \beta = (\beta_1, \dots, \beta_n)$$

$$\alpha_i \oplus \beta_i = \begin{cases} 0 & | \alpha_i - \beta_i | \leq r, i = 1, 2, \dots, n \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$$

式中: α, β 表示 2 个任意的 n 维向量; α_i, β_i 分别表示不同的故障特征值; r 表示相容粒度; ω 为 n 维权重向量; k 为相容关系参量. 由于机械故障特征量都是离散的特征值, 而不同故障的同一特征量都有其特征值的范围, 但这个范围是不固定的, 它随着工况、采集条件的不同而变化. 本文从数据本身的特点出发, 以故障样本特征值为中心, 通过 r 来寻找围绕此中心、特征值相差小于等于 r 的所有样本, 并且归为一个相容粒. 通过改变 ω 来调整样本中心, 得到所有的相容粒, 并构建相容粒度空间

$$r = D_s * \omega \quad (5)$$

$$D_s = (d_{s1}, d_{s2}, \dots, d_{sn}), d_{sj} = \min(d_{c,j}) \\ j = 1, 2, \dots, n$$

式中: d_{sj} 表示第 j 个特征下的最小类内距离; D_s 表示每个特征下由最小类内距离组成的距离向量. 在构建相容粒度空间的过程中, 通过调整 ω 来调整选取的特征属性, ω 的维度值在 $0 \sim 1$ 中选取, 通过 ω 的变化来调整 r 的变化. 因为需要通过相容粒的构建来生成决策规则, 所以当 $d=0$ 时, 距离函数为等价关系, 取 $k=0$.

2.2 相容粒的置信度和支持度

相容粒是由内涵和外延组成^[8]的, 内涵即为决策规则, 外延则是满足内涵的所有对象的集合. 若生成的相容粒度空间中的某一相容粒的外延中存在和与内涵相矛盾的对象, 则该粒为冲突相容粒, 否则称为一致相容粒. 从理论上讲, 只有一致相容粒的内涵才可以作为分类规则, 但对于机械故障特征, 由于不同的故障状态类型, 在同一特征属性下可能出现不同程度的重叠, 会影响相容粒内涵的可信程度. 因此, 考虑到某些冲突, 相容粒的内涵也可作为分类规则. 引入相容粒的置信度为

$$C_{f_i} = p(f_i) = \frac{M_{dc}}{M_c} \quad 0 \leq C_{f_i} \leq 1 \quad (6)$$

式中: M_{dc} 表示满足条件 $d=d_i$ 及 $c=v$ 的样本数量; M_c 表示满足条件 $c=v$ 的样本数量. 因此, 可以得到如下的决策规则

$$F =$$

$$\begin{cases} (t_1, t_2, \dots, t_{n-1}, d_i) \max(C_{f_i}) \geq T_v; & 0.5 \leq T_v \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$(f_1 = t_1) \wedge (f_2 = t_2) \wedge \dots \wedge (f_{n-1} = t_{n-1}) \rightarrow d = d_i \quad (8)$$

式中: $t_i (i=1, 2, \dots, n-1)$ 表示第 i 个特征量下各样本的平均值, 本文以 t_i 为决策值; T_v 为置信度阈值

($0.5 \sim 1.0$). 对于一致相容粒, 置信度为 1, 对于某些高于置信度阈值的冲突相容粒, 认为其内涵是可信的, 所以内涵也可作为分类规则. 为了计算决策规则判断待分类对象类别的能力, 引入相容粒的支持度

$$S_{i,j} = M_i / M \quad (9)$$

式中: M_i 表示与决策规则对应的由相容粒外延所覆盖的样本数量; M 表示整个样本集的样本数量.

2.3 故障分类算法及诊断模型

在构建的相容粒度空间模型的基础上, 从粒度结构的第 1 层开始, 计算得到的所有待分类样本, 满足相容关系的相容粒, 将所有对应的决策规则归入

$$R = \{F_{1,1}, F_{1,2}, \dots, F_{1,j}\} \quad (10)$$

分类算法的步骤如下.

步骤 1 如果 R 中的所有 F 为相同的决策类型, 则待分类样本的类型为决策类型.

步骤 2 如果 R 中的所有 F 的决策类型不相同, 并且任一相容粒有子粒, 则跳到粒结构的第 2 层重新计算.

步骤 3 如果 R 中所有 F 的决策类型不相同, 并且所有相容粒没有子粒, 则计算各粒的支持度.

步骤 4 将支持度最大的决策规则作为判断测试样本的依据.

步骤 5 如果具有最大支持度的相容粒多于一个, 则分别计算测试样本与其之间的距离

$$\left. \begin{aligned} d_s &= |y - R_s|^2 = \sum_{j=0}^{n-1} (y_j - r_j)^2 \\ y &= (y_0, \dots, y_{n-1}); R_s = (r_0, \dots, r_{n-1}) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: R_s 为 R 中具有最大支持度的分类规则.

机械故障的诊断模型如图 2 所示, 利用信号处理技术提取故障特征, 依据属性约简算法对故障特

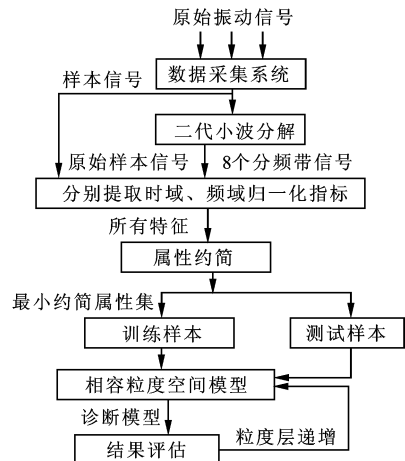


图2 机械故障诊断流程图

征集进行约简,最后利用最小约简属性集来构建相容粒度空间模型,并进行故障分类,实现故障诊断.

3 工程应用

轮对轴承的故障是机车故障中的一个典型故障,对于轴承外圈、内圈、滚动体、保持架等零件,常会出现各种故障,所以对机车轮对轴承故障进行正确识别具有重要的工程实际价值. 本文以电力机车轮对轴承为诊断对象,利用基于属性约简方法和相容粒度空间模型的故障诊断方法,对机车轮对轴承故障状况进行了分析. 如图3和图4所示,针对轴承正常状态、单一故障(外圈早期、严重故障,内圈故障,滚动体故障),以及复合故障(外圈和内圈复合故障,滚动体故障),以及复合故障(外圈和内圈复合故障

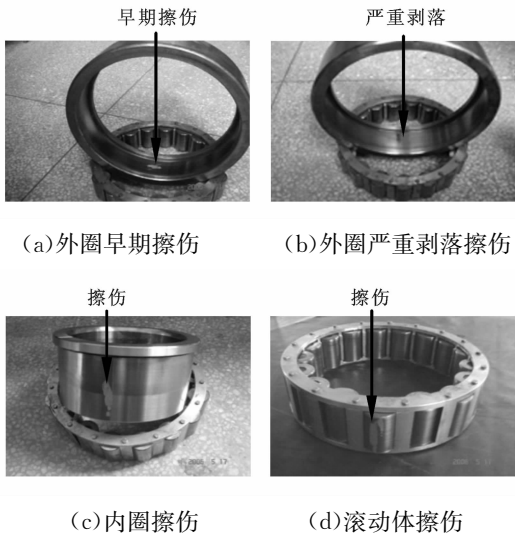


图3 故障轴承实物图

障,外圈和滚动体复合故障,内圈和滚动体复合故障,外圈、内圈和滚动体复合故障)的状态,分别选取样本80个,其中测试样本和训练样本各选40个.

应用冗余二代小波将每个样本分解为8个频带,每个频带提取13个频域特征,加上原始信号的13个频域特征,共117个特征量,计算各特征量的敏感因子和联合因子(见图5).

应用基于粒计算的属性约简算法对117个特征量进行约简,得到4维的最小约简属性集,构建相容粒度空间模型进行故障分类($T_v=0.9$). 为了进行比较,按图5a所示顺序选取2~7个敏感因子的最大特征,并分别构建相容粒度模型进行分类,分类结果如表1所示. 从表1可以看出,选取6个敏感因子的最大特征个数构建模型得到的最高分类准确率为91.94%,而通过属性约简得到的4维约简属性集(见图5b)所构建模型的分类准确率则达到了

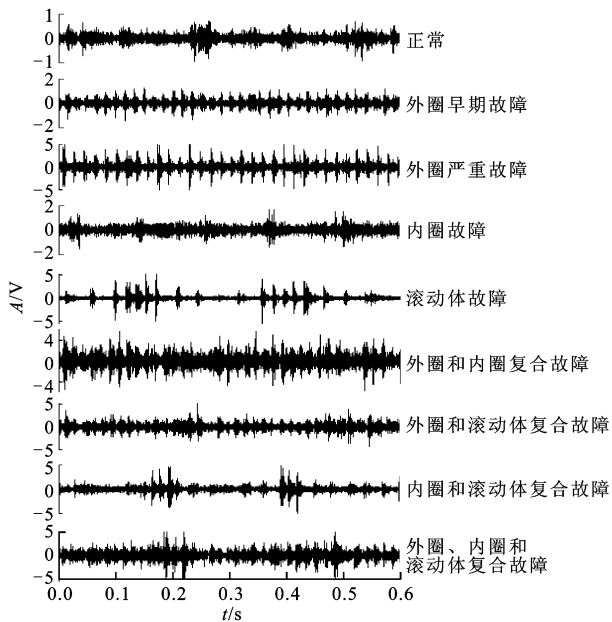
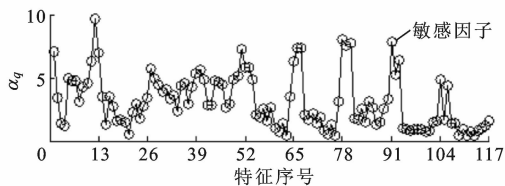
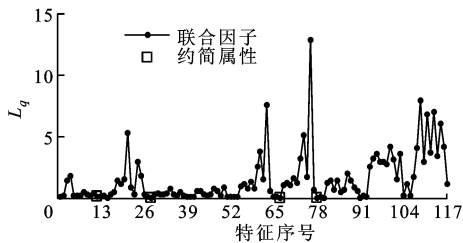


图4 各种状态的时域波形图



(a)敏感因子



(b)联合因子

图5 各特征量的敏感因子和联合因子

91.11%,说明了属性约简和相容粒度空间模型的故障诊断技术的高效性.

表1 机车轴承故障诊断结果

特征个数	2	3	4	5	6	7
分类准确率/%	90	90.28	90.57	91.01	91.94	90.57

本文将相容粒度空间方法与文献[8]中提出的特征评估技术和RBF神经网络诊断方法进行对比实验,该方法在图5所示的117个特征量中选取27个最敏感特征的时候达到的最高分类准确率只有85.56%,低于本文方法的分类准确率(91.94%),而

且分别选取 2~7 个最敏感特征所构建的神经网络模型的诊断结果都仅为 65.56%,但相容粒度空间模型在选取这些敏感特征下的分类准确率均在 90%以上,说明本文提出的方法在相同特征下可以更好地利用特征量提供的故障信息.

为了验证得到的属性集为最小约简,分别选取 4 维约简属性集中的任意 2~4 个数来构建粒度模型并进行分类,结果如表 2 所示.

表 2 判别最小约简实验结果

任选个数	2	3	4
分类准确率/%	90.00	90.00	91.11

从表 2 可以看出,分类准确率在任选 4 个数(最小约简属性集)时达到最高.因此,可以判断经过约简算法获得的约简属性集为整个特征空间的最小约简.

4 结 论

本文结合粒计算的基本思想,提出了基于属性的约简方法和相容粒度空间模型的智能诊断方法.属性约简方法可以有效地对故障特征集进行约简,并剔除所有不必要的特征,相容粒度空间模型可以很好地各类故障信息映射到不同的粒度层次上,以实现故障的分类.对于机车滚动轴承的故障诊断问题,不仅要解决轴承故障类别的分类,包括外圈、内圈和滚动体故障,而且要识别早期故障,即需要识别外圈轻微的擦伤和严重剥落的故障程度,更重要的是对滚动轴承中存在的复合故障也要进行诊断,从而增加了诊断问题的难度.本文模型对各类故障状态的分类准确率达到 91.11%,说明相容粒度空间模型在机械故障诊断方面具有很好的分类性能.通过与 RBF 神经网络方法进行实验比较,证明了本文方法的优越性,同时实验结果也证明了本文方法可以弥补特征评估技术不能直接获得最优特征组合的不足,从而提高了模型的工作效率.

参考文献:

[1] ZADEL L A. Towards a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1997, 19: 111-127.

[2] 张铃, 张钊. 模糊商空间理论(模糊粒度计算方法) [J]. 软件学报, 2003, 14(4): 770-776.

ZHANG Ling, ZHANG Bo. Fuzzy quotient space theory (fuzzy granular computing) [J]. Journal of Software, 2003, 14(4): 770-776.

[3] YAO Y Y. Relational interpretations of neighborhood operators and rough set approximation operators [J]. Information Sciences, 1998, 111(1/4): 239-259.

[4] PAWLAK Z. Granularity of knowledge, indiscernibility and rough sets [C] // Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1998: 106-110.

[5] ZHENG Z, HU H, SHI Z Z. Tolerance granular space and its applications [C] // IEEE International Conference on Granular Computing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 367-372.

[6] LEI Y G, HE Z J, ZI Y Y. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(4): 1593-1600.

[7] 孙丽君, 苗夺谦. 基于粒计算的特征选取方法 [J]. 计算机科学, 2008, 35(4): 14-15.

SUN Lijun, MIAO Duoqian. Attribute selection based on granular computing [J]. Computer Science, 2008, 35(4): 14-15.

[8] 雷亚国, 何正嘉, 訾艳阳, 等. 基于特征评估和神经网络的机械故障诊断模型 [J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(5): 558-562.

LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang, et al. Mechanical fault diagnosis model based on feature evaluation and neural networks [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(5): 558-562.

(编辑 管咏梅)

【本刊相关文献链接】

- 具有模糊隶属度的模糊支持向量机算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(7): 40-43.
- 自适应移频变尺度随机共振在故障诊断中的应用. 西安交通大学学报, 2009, 43(7): 69-73.
- 免疫编程的故障特征构造方法. 西安交通大学学报, 2007, 41(9): 1036-1039.
- 基于支持向量机的发动机故障诊断. 西安交通大学学报, 2007, 41(9): 1124-1126.