

文章编号: 1005-0523(2004)02-0107-04

D-S 证据推理在机械故障诊断中的应用

邱 英

(华东交通大学 机电学院, 江西 南昌 330013)

摘要:提出了利用成熟的 BP 网络技术和 D-S 证据推理相结合进行多传感器数据融合, 解决靠单一传感器获得的单一指标进行诊断所带来的不确定性. 试验证明了该方法的有效性.

关键词:故障诊断; D-S 证据推理; 数据融合

中图分类号: TH165+.3

文献标识码: A

1 引言

在机械故障诊断中, 无论传感器的种类和性质如何, 最终用于故障诊断的总是一些数字诊断指标, 一般说来, 机械设备的这些诊断指标是具有不确定性的. 而且即使对同一台机器同一种工况下, 不同工作循环内测得的振动信号的特征参数也不完全相同, 有时甚至相差很大. 设备状态参数与诊断指标之间的这种不确定关系, 决定了诊断问题本质上的不确定性. 为了提高诊断的精确性和可靠性, 最大限度地利用各种信息, 解决靠单一传感器获得的单一指标进行诊断所带来的不确定性, 本文从提高故障诊断精度出发, 提出了基于多测点的 D-S 证据推理的数据融合方法, 并利用优化后的神经网络诊断结果来建立证据推理的诊断模型, 利用同源数据进行融合, 既避免了建立质量函数的麻烦, 又降低了诊断的不确定性.

2 Dempster-Shafer 证据推理方法

Dempster-Shafer (简记为 D-S) 证据推理是目前决策层融合中最常用的一种方法. 它建立了广义 Bayes 理论, 就如 Bayes 规则依赖于概率函数运算一

样, Dempster-Shafer 证据推理依据可信度(Belief)函数运算, 但比概率论满足更弱的公理系统, 并且在区分不确定以及精确反映证据收集过程等方面显示了很大的灵活性. 根据人的推理模式, 采用了概率区间和不确定区间来决定多证据下假设的似然函数. 它不需要关于传感器的先验信息, 而是基于从属关系值, 使用命题演算作为在 D-S 框架下的推理过程.

2.1 Dempster-Shafer 证据理论的数学性质

证据理论讨论一个辨识框架(Frame of Discernment) Θ , 它是关于命题的相互独立的可能答案或假设的一个有限集合. 按传统方法可以把 Θ 的幂集表示为 2^Θ , 它是 Θ 的所有子集的集合(如果 Θ 有 N 个元素, 那么 2^Θ 就有 2^{N-1} 个元素). 证据理论对这个辨识框架进行运算, 并提供计算幂集元素的逻辑, Dempster-Shafer 规则对这个幂集进行运算, 然后使用这些计算结果完成高和低的确定性的计算工作. 这种方法的优点是: Dempster-Shafer 规则直接对所有具体幂集元素分配可信度量值并进行运算. 在 Θ 中元素是互不相容的条件下, 基本可信度分配函数 $m(A)$ 是幂集 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射.

在证据理论中, 可信度量定义为不确定性说明的基本度量. 这些度量值覆盖这个幂集并使用 Dempster-Shafer 规则进行运算, 以把两个或多个离

收稿日期: 2003-11-26

中国知网 <https://www.cnki.net> 邱英, 华东交通大学讲师.

散的判定结果或数据源组合起来,结果相应地导出一个可信度测量值的组合,集合计算出高、低不确定性度量值.

2.2 基本概率分配函数和信任函数

1) 分辨框

如果定义代表某一事件的参数为 θ , 它的可能取值的集合为 Θ , 则称 Θ 为分辨框, Θ 的所有子集所构成的集合就是 Θ 的幂集, 记为 2^θ .

2) 基本可信数和支持度

如果 Θ 是一个分辨框, 那么函数 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 称为基本概率分布, 且

$$(1) m(\Sigma) = 0 \quad (\Sigma \text{ 为空集});$$

$$(2) \sum_{A \subset \theta} m(A) = 1.$$

式中 m 称为识别框架 Θ 上的基本可信度分配, A 称为焦点元素, $m(A)$ 称为 A 的基本可信数 (Basic Probability Number).

对于任何命题集, D-S 理论还提出了信任函数的概念, 用于表示假设的 A 的信任程度总和, 也称为对 A 的支持度:

$$\text{Bel}(A) = S(A) = \sum_{B \subset A} m(B) \quad (1)$$

即 A 的信任函数为 A 中每个子集的信任度值之和. 由此可以得到:

$$(1) \text{Bel}(\Sigma) = 0 \quad (\Sigma \text{ 为空集});$$

$$(2) \text{Bel}(\Theta) = 1$$

关于对一个命题 A 的信任, 单用信任函数来描述还是不够的, 因为 $\text{Bel}(A)$ 不能反映出对 A 的怀疑程度, 所以, 还需引入怀疑 A 的程度的量, 即已经确定不是 A 而是其它目标的量, 我们把它定义为 $\text{Dou}(A)$, 则称 Dou 为 Bel 的怀疑函数, $\text{Dou}(A)$ 为 A 的怀疑度.

$$\text{Dou}(A) = \overline{\text{Bel}(A)}$$

由于: $\overline{AA} = \Phi \quad A \cup \overline{A} \subset \Theta$

$$\text{因此: } \text{Bel}(A) = \text{Bel}(\overline{A}) \leq \sum_{x \subset \theta} m(x) = 1$$

剩下的一部分称为不确定性概率, 用 $m(\theta)$ 表示, 它有可能支持 A , 也有可能支持 B , 再引入一个似然函数 pl , 用 $pl(A)$ 来表示 A 的似然度:

$$pl(A) = 1 - \text{Bel}(A) \quad (2)$$

由上式推出:

$$pl(A) = 1 - \text{Bel}(\overline{A}) = 1 - \sum_{B \subset \theta} m(B) = \sum_{B \cap A \neq \theta} m(B) \quad (3)$$

即 $\text{Bel}(A) \leq 1 - \text{Bel}(\overline{A}) = pl(A)$

那么 $[\text{Bel}(A), pl(A)]$ 实际上就表示了 A 的不确定区间, 也称为概率的上下限. 图 1 直观地给出了 D

S 理论对信息的不确定性表示.

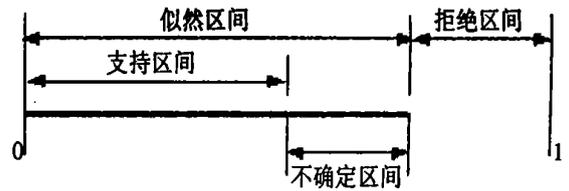


图 1 信息的不确定表示

2.3 Dempster-Shafer 的合并规则

如果将命题看作是识别框架 Θ 上的元素, 对于任意 $m(A) > 0$, 称 A 为信任度函数 Bel 的焦点元素. 设 $\text{Bel}_1, \text{Bel}_2$ 是同一识别框架 Θ 上的两个信任度函数, m_1, m_2 分别是其对应的基本可信度分配, 它们的焦点元素为 A_1, \dots, A_K 和 B_1, \dots, B_L .

给定 $A \subset \theta$, 若有 $A_i \cap B_j = A$, 那么

$m_1(A_i) m_2(B_j)$ 就是确切地分给 A 上的部分信任度, 而分到 A 上的总的信任度为:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j) \quad (4)$$

但是当 $A = \Phi$ 时, 按这种理解, 仍将有部分信任度 $\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)$ 分到空集上, 这显然是不合理的, 为此可在每一信任度上乘以一个系数:

$$(1 - \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j) X)^{-1} \quad (5)$$

使总信任度满足 1 的要求, 这样就得出两个信任度的合并规则:

$$m(A) = m_1(A) \oplus m_2(A) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)}{(1 - \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j))^{-1}} \quad (6)$$

3 证据推理的应用

在故障诊断领域, 由于随着现代机械系统复杂程度的大幅度提高, 对其进行监测时, 往往存在信号的信噪比低和诊断的可信度低等问题, 靠单一传感器采集信息已明显不能满足要求. 采用数据融合技术对多信息源进行综合处理, 为解决这些问题提供了一种有效的方法.

多传感器数据融合由于其具有良好的容错性、互补性、实时性、经济性等优点, 因此被广泛的研究并加以利用.

3.1 不同测点测量结果的区别

在机械故障诊断中, 主要采用振动信号作为故障征兆, 不同的故障对水平与垂直的振动方向有不同的灵敏度. 如发生不平衡故障时, 在转子处测得

其水平方向与垂直方向的频谱特征分别为:

表 1 不平衡故障时不同方向的振动频率值

	1f	2f	3f
水平方向	85	7	9
垂直方向	56	14	6

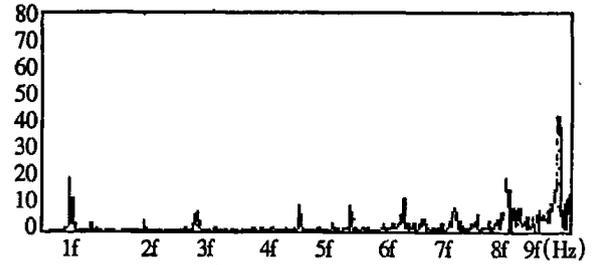
对同一故障在不同的位置所测得的频谱特征也不相同,图 2 为碰摩时外轴承处与转子处的频谱.

在进行故障诊断时,可以用多传感器来对不同位置进行测量,对每个传感器的测量结果进行初步诊断,再用 D-S 证据推理对它们进行融合.用 D-S 证据推理进行决策层融合时,一般都要建立相应的质量函数,难度很大,为避免建立质量函数的麻烦,本文借助了成熟的 BP 网络技术,对每一测点先用 BP 网络进行局部诊断,各测点的诊断结果经过优化处理后建立证据推理模型,进行综合诊断.

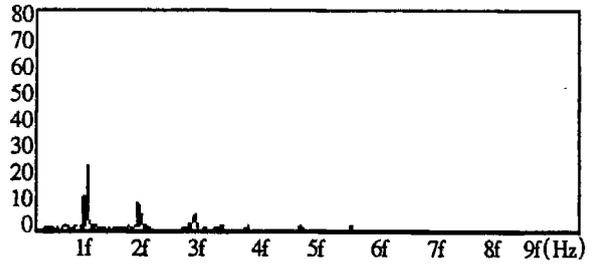
3.2 试验论证

在转子试验台上进行试验验证,在其上选择三个不同的测点,表 2 是转子不对中时各测点 BP 网

络的诊断结果.



a. 轴承处振动频谱



b. 转子处振动频谱

图 2 碰摩故障下的频谱图

表 2 BP 神经网络的测试结果

测 点	完好状态	不对中	碰摩	不平衡	油膜涡动	油膜振荡	网络误差
测点 1	10.041 676	0.838 150	0.033 952	0.035 282	0.040 849	0.000 439	0.015 999
测点 2	0.006 685	0.867 176	0.040 733	0.032 794	0.009 760	0.035 947	0.010 904
测点 3	0.025 394	0.888 769	0.009 609	0.021 523	0.009 799	0.040 223	0.007 643

对该结果进行归一化处理,计算公式为:

$$m(A_i) = \frac{y(A_i)}{S}$$

式中: A_i 表示故障模式, $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6$; $y(A_i)$ 表示 BP 网络的诊断结果;

$$S = \sum_{i=1}^6 y(A_i) + E_n, E_n \text{ 为该样本的网络误差.}$$

计算结果 $m(A_i)$ 即为每个样本中第 i 种故障模式的基本概率值.

经归一化处理后得到的基本概率值如表 3 所示.

表 3 优化网络输出结果后的基本概率值

测 点	完好状态	不对中	碰摩	不平衡	油膜涡动	油膜振荡	网络误差
测点 1	$m_1(A_1)$	$m_1(A_2)$	$m_1(A_3)$	$m_1(A_4)$	$m_1(A_5)$	$m_1(A_6)$	$m_1(\theta)$
	0.041 413	0.832 864	0.033 738	0.035 059	0.040 591	0.000 436	0.015 898
测点 2	$m_2(A_1)$	$m_2(A_2)$	$m_2(A_3)$	$m_2(A_4)$	$m_2(A_5)$	$m_2(A_6)$	$m_2(\theta)$
	0.006 658	0.863 722	0.040 571	0.032 663	0.009 721	0.035 804	0.010 860
测点 3	$m_3(A_1)$	$m_3(A_2)$	$m_3(A_3)$	$m_3(A_4)$	$m_3(A_5)$	$m_3(A_6)$	$m_3(\theta)$
	0.025 319	0.886 146	0.009 581	0.021 459	0.009 770	0.040 104	0.007 620

现用优化后的 BP 网络诊断来建立证据推理模型.设信任函数 Bel_1 对应于第一测点的诊断结果,信任函数 Bel_2 对应第二测点的诊断结果,这两个信任函数的焦点元素都是 $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6$, 分别代表完好状态、不对中、碰摩、不平衡、油膜涡动、油膜振荡六种故障模式.它们构成了信任函数 Bel_1, Bel_2 的共同分辨框 Θ .经 D-S 证据推理融合以后的

诊断结果,再与测点 3 进行融合,最后得到三个测点的融合结果:

$$m(A_i) = \{0.996\ 207\ 0.000\ 260\ 0.000\ 077\ 0.001\ 339\ 0.001\ 446\ 0.000\ 654\}$$

$$m(\theta) = 0.000\ 017$$

4 结 论

经过 D-S 证据推理综合诊断后, 得到最后诊断结果是非常理想的, 系统的精度得到很大的提高, 从总体上看, 单测点用于表征样本类型的量的精度为 0.01, 而多测点融合结果表征样本类型的量的精度 0.000 1, 从而增大了诊断结果的准确性及可靠性; 经综合诊断所得故障模式的结果, 与实际的系统状态是符合的, 表明了综合诊断的正确性.

参考文献:

[1] EDWARD L. EALIZ, Data Fusion and Decision Support for Command and Control. IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN,

AND CYBERNETICS, 1986, SMC-16(6); 865-879.

[2] 佟德纯, 李华彪. 振动监测与诊断[M]. 上海: 上海科技出版社, 1997.

[3] 白木万博. 振动讲演文集[M]. 郑州: 郑州机械研究所, 1984.

[4] 罗志增, 蒋静坪. 基于 D-S 理论的多信息融合方法及应用[J]. 1999, 27(9); 100-102.

[5] 潘旭峰, 耿立恩, 等. 基于同源数据融合技术的机械故障诊断方法[J]. 机械强度, 1997, 19(3); 6-10.

[6] PHILIP L. BOGLER Shafer-Dempster Reasoning with Applications to Multisensor Target Identification Systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1987, SMC-17(6); 968-977.

[7] 王忆锋, 张海联, 等. 多传感器数据融合技术[J]. 红外技术, 1997, 19(2); 34-36.

The Application of D-S Evidential Reasoning in Mechanical Fault Diagnosis

QIU Ying

(School of Mechanical & Electrical Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This thesis puts forward a method of multi-sensors data fusion based on BP network and D-S evidential reasoning, which resolved the uncertainty aroused by diagnosis based on single information in fault diagnosis. This method is proved to be effective by experiments.

Key words: fault diagnosis; D-S evidential reasoning; data fusion