

一种基于多传感器信息融合的故障诊断方法

马大中, 张化光, 冯 健, 刘金海

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004)

摘 要:针对目前油气管道的预警与泄漏判断误报率和漏报率高的问题,采用一种基于多传感器信息融合的方法来进行诊断.考虑不同的传感器所测得的特征参数不同的特点,在数据融合的过程中采用加权融合,增加系统判断的准确性.实验结果证明了该方法的有效性.

关键词:D-S证据理论;故障诊断;多传感器;信息融合

中图分类号:TP206.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2009)01-0072-04

A fault diagnosis method based on multi-sensor information fusion

MA Da-zhong, ZHANG Hua-guang, FENG Jian, LIU Jin-hai

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: At present, there are high misinformation rates and missing report rates in leakage testing and warning systems for oil and gas pipelines. Thus, a method using multi-sensor information fusion to conduct diagnosis was proposed in this paper. In the process of information fusion, we took advantage of weighted fusion to increase the accuracy of system judgment, since the characteristic parameters of different sensors were distinct. Experimental results showed the effectiveness of the method.

Keywords: D-S evidence theory; fault diagnosis; multi-sensor; information fusion

近些年来工业控制领域的故障诊断一直是人们关注的热点,管道运输作为与铁路、公路、航空、水运并驾齐驱的五大运输业之一也越来越受到人们的关注.但是随着管线的增多,管龄的增长以及难以避免的腐蚀和破坏,管道事故频频发生,造成严重的资源浪费和环境污染,不仅给国家带来巨大的经济损失还污染了环境,甚至可能带来重大的人身伤亡.由于管段间距较长、巡线覆盖率不够、故障点隐蔽等原因,往往难以预先发现事故隐患或及时找到泄漏地点,致使损失扩大并增加了更严重事故发生的风险.目前比较流行的检测方法有质量流量平衡法、压力分布法、负压波法、声波法和瞬变流模型法.这些方法的主要问题是灵敏度不够高,误报警次数过多,存在漏报的现象.多传感器信息融合^[1-3]是指协调使

用多个传感器,将多个不同类型传感器所提供的不完整信息加以综合,消除多传感器信息之间可能存在的冗余和矛盾,并加以互补,降低其不确定性,获得对物体或环境一致性的描述过程.

在实践中人们发现,仅仅只利用单一方面的故障特征信息进行故障诊断,由于设备故障复杂多样,具有不确定性,至使在许多情况下得出的诊断结果并不可靠^[4-6].因此,只有综合合理利用系统多个方面的故障特征信息即信息融合,降低诊断的不确定性,才能实现对设备全面与准确地诊断.

1 Dempster-Shafer(D-S)证据理论

D-S证据理论^[7]根据事件发生后的结果(证据),探求事件发生的主要原因(假设).对于具有主观不确定性判断的多属性诊断问题,D-S证据理论是一个融合主观不确定性信息的有效手段.在设备的故障诊断中,若干个可能的故障产生一些症状,每个症状下各故障都可能有一定的发生概率.D-S证

收稿日期:2008-11-07.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60534010,60572070,60521003,60774093).

通信作者:马大中. E-mail: madznadz4230@gmail.com.

据理论中,用信度函数表达概率的大小,通过多传感器测试被诊断对象,得出每一传感器测得的症状属于各类故障的信度函数,然后运用 D-S组合规则进行信息融合,得到融合后症状属于各类故障的信度函数,最后根据一定的准则确定故障类型.

2 管道的故障诊断

2.1 系统的组成和数据融合原理

图 1是本系统所采用的多传感器融合系统的结

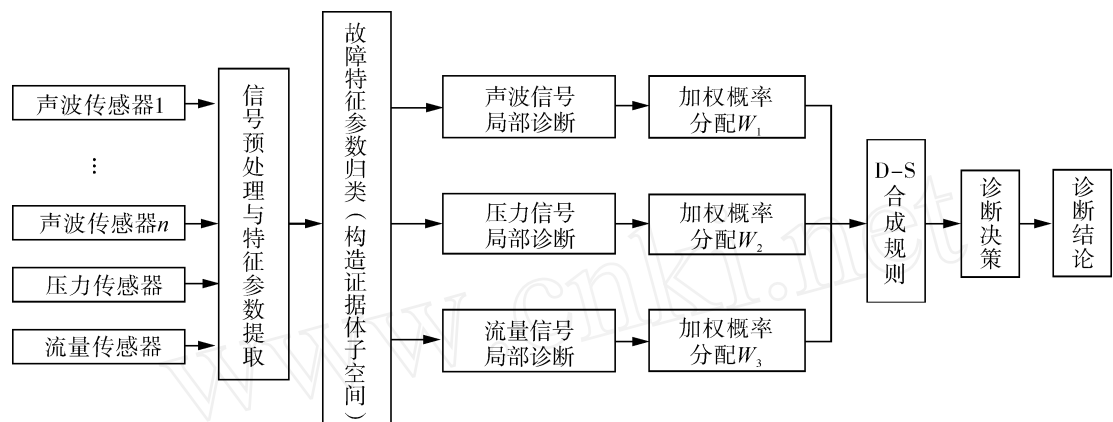


图 1 系统结构框图

Fig 1 The block diagram of the system

2.2 多传感器数据融合算法

首先构造系统的命题集,即系统的识别框架,在管道的泄漏诊断过程中,确定的识别框架为 {泄漏,存在第三方破坏活动,无异常}. 然后结合识别框架中各种运行状态的特点,构造各种特征子集,并进一步构造特征空间.

2.2.1 信号的预处理

应用一种新的基于信号最小平方峭度为代价函数的盲源解耦算法对采集上来的声波信号、压力信号及流量信号进行处理. 该代价函数为估计误差信号峭度的平方:

$$J_{LSK}[e(k)] = (Kurt[e(k)])^2. \tag{1}$$

其中: $e(k)$ 为误差函数, $Kurt[e(k)]$ 为返回数据集的峰值. 该代价函数具有多种性能,包括: 1) 关于估计误差信号 $e(k)$ 对称; 2) 具有全局最小值; 3) 有效抑制高斯噪声. 利用盲源解耦技术对信号处理可以实现信息的增值,有助于过程检测信号的降噪、奇异性检测和泄漏故障特征提取. 利用小波变换,提取所采集信号的故障特征参数,并根据这些故障特征参

构框图,首先利用声波传感器,压力传感器和流量传感器测出管道运行的参数,然后运用小波分析的方法,提取出这些传感器信号的适当特征值来辨识设备的运行状态,然后结合识别框架中各个命题的特点,确定证据体的基本可信度分配,并用 D-S证据理论的联合规则联合每个传感器的测度函数分配,形成加权融合的信度函数分配. 最后利用融合后的结果,并根据一定规则,进行故障的判定与决策.

数构造证据体子空间 E

2.2.2 信号的局部诊断

把证据体 E 所包含的元素看成是一个特征向量 $X = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{N_i}\}$, 而把识别框架中的命题所对应的证据体的各元素的标准特征值看成是标准特征向量 $Y_{ji} = \{y_{ji}^1, y_{ji}^2, \dots, y_{ji}^{N_i}\}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$, 则未知特征向量 X_i 与标准特征向量 Y_{ji} 的 Manhattan 距离为

$$d_{ij}(X_i, Y_{ji}) = \sum_{k=1}^{N_i} |x_i^k - y_{ji}^k|. \tag{2}$$

由此得到证据体的输出与各命题之间的距离矩阵为

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1M} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ d_{N1} & d_{N2} & \dots & d_{NM} \end{bmatrix}. \tag{3}$$

可以看出矩阵 D 的行表示某证据体提供的信息与故障信息之间的距离. 由于距离越小,相关性越大,故令 $p_{ij} = 1/d_{ij}$, 得到矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1M} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2M} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{N1} & p_{N2} & \cdots & p_{NM} \end{bmatrix} \quad (4)$$

矩阵 P 的行可看作是证据体对各故障所赋予的基本可信度分配函数值。

由于在一段管线上安放了多对声波传感器,所以在进行完声波可信度函数分配以后,需要对可信度函数进行处理, $P_s = \max(P_{si}), i = 1, 2, \dots, n$, 其中 P_{si} 为声波传感器的可信度函数. 即选取最有可能发生故障的区间参与到最后的信息融合诊断决策当中。

2 2 3 加权值分配的 D-S合成规则

由于所采集的声波,压力以及流量信号的功效不同,声波信号主要是用来判断是否存在第三方破坏活动,压力信号用来判断是否存在泄漏,而流量信号仅仅是用来辅助判断的,所以各个信号在判断过程中所起的权重并不一样. 声波信号在判断是否存在第三方的破坏活动时,比较准确,所以相应的在声波信号的加权分配过程中,预警的判断权重应该加大. 同样,在判断是否泄漏时压力信号的权重就应该大一些. 综上所述调整各个采集信号所获得的基本可信度调整公式如下：

$$m(A) = \begin{cases} w_i m(A) & A = 0, \\ 1 - w_i m(B) & A = Q \end{cases} \quad (5)$$

其中： $m(A)$ 与 $m(B)$ 是关于 A 和 B 的基本置信指派, w_i 为相互连接的权值。

定义 1 设 Bel_1, \dots, Bel_n 是同一识别框架 Θ 上的信度函数, m_1, \dots, m_n 是对应的基本可信度分配, 如果 $Bel_1 \oplus \dots \oplus Bel_n$ 存在, 那么由下式定义的函数 $m \in [0, 1]$ 称为合并后的基本可信度分配。

$$m(A) = \begin{cases} 0 & A = \emptyset \\ \frac{\sum_{A_n=A, n=1}^N m_n(A_n)}{\sum_{A_n=\emptyset, n=1}^N m_n(A_n)} & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\sum_{A_n=A, n=1}^N w_i m_n(A_n)$ 表示所有符合 A 的加权置信度的求和, $\sum_{A_n=\emptyset, n=1}^N w_i m_n(A_n)$ 表示的是加权归一化因子, 即去掉不确定性后的总的概率分布。

利用 D-S合成规则计算所有证据体联合作用下的基本可信度分配和信度区间。

2 2 4 诊断决策原则

我们采取的是决策层的数据融合. 在得到证据识别框架 Θ 中所有命题的信度区间和证据的不确定性 $m(\cdot)$ 后, 可以由以下的规则确定出诊断的结论 F_d :

- 规则 1: $Bel(F_c) = \max\{F_j\}$;
- 规则 2: $Bel(F_c) - Bel(F_i) > R$ 且 $m(F_c) > 0$;
- 规则 3: $m(F_c) < R$ 且 $m(F_i) > 0$.

规则 1 表明诊断结论是具有最大可信度的命题; 规则 2 说明诊断结论的可信度必须比其它的命题的可信度和证据的不确定性大; 规则 3 表明证据的不确定性必须小于 R . 其中 R 根据实际的情况确定。

3 实 验

用某油田 100 组有特点的存在第三方破坏活动和泄漏的数据与 100 组波动比较大但属于正常范围的数据分别应用负压波法, 声波法和所提出的方法进行实验. 实验数据的压力数值的范围为 $0.1 \sim 5 \text{ MPa}$

表 1 实验结果对比

Table 1 The comparison of experiment results			%
指标	负压波法	声波法	本文方法
误报率	25	22	7
漏报率	5	8	1

从以上的结果对比中, 可以看到用本文的方法对系统进行检测, 可以有效地降低系统的误报率和漏报率, 提高了系统的鲁棒性. 在实验的过程中, 对系统的反应时间也做了记录, 3 种方法之间的差别很小, 反应时间基本一致。

4 结束语

针对管道的预警与泄漏的问题, 提出一种基于多传感器的信息融合的预警与泄漏诊断方法. 该方法依据加权证据理论, 分析融合诊断组建时应遵循的原则, 客观体现了不同来源的证据对识别框架中真子集具有不同的可靠性和权威性这一普遍事实,

保证了各特征域故障诊断过程中存在的不确定性经过融合后能够最大限度相互削弱,从而降低了故障诊断的不确定性,同时最大限度的利用了已知信息增强了系统的容错性.同时从实验的结果来看,该方法的故障诊断的准确率明显的提高,充分地验证了该融合方法的有效性.

参考文献:

- [1] NU Gang, W DODO A, SON J D, et al Decision-level fusion based on wavelet decomposition for induction motor fault diagnosis using transient current signal [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35 (3): 918-928
- [2] BASIR O, YUAN Xiaohong Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory [J]. Information Fusion, 2007, 8 (4): 379-386
- [3] FAN Xianfeng, ZUO M J. Fault diagnosis of machines based on D-S evidence theory Part 1: D-S evidence theory and its improvement [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27 (5): 366-376
- [4] 谭青, 向阳辉. 加权证据理论信息融合方法在故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2008, 27 (4): 112-116
TAN Qing, XIANG Yanghui Application of weighted evidential theory and its information fusion method in fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27 (4): 112-116
- [5] 胡晓明, 岳小云. 基于证据理论数据融合的故障诊断研究 [J]. 流体传动与控制, 2008, 26 (1): 12-14
HU Xiaoming, YUE Xiaoyun Study on data fusion fault diagnosis based on evidential theory [J]. Fluid Power Trans-

mission and Control, 2008, 26 (1): 12-14

- [6] 黄志彦, 张柏书, 于开山, 等. D-S证据理论据融合算法在某系统故障诊断中的应用 [J]. 电光与控制, 2007, 14 (2): 146-149.

HUANG Zhiyan, ZHANG Baishu, YU Kaishan, et al Application of D-S evidence theory data fusion algorithm in fault diagnosis of a certain system [J]. Electronics Optics and Control, 2007, 14 (2): 146-149.

- [7] SHAFER G A mathematical theory of evidence [M]. Princeton, USA: Princeton University Press, 1976

作者简介:



马大中,男,1982年生,博士研究生,主要研究方向为神经网络、故障诊断和鲁棒控制。



张化光,男,1959年生,教授,博士生导师,主要研究方向为神经网络的动态特性、近似动态规划、网络控制和模糊控制等.获得十余项国家科技发明专利,分别获国家电子信息科技进步一等奖、辽宁省科技进步一等奖、国家能源

部科技进步二等奖、国家教委(甲类)科技进步二等奖、辽宁省科技发明二等奖等.发表的学术论文被 SC I收录 54篇, EI 收录 186篇, ISTP收录 51篇.



冯健,男,1971年生,教授,主要研究方向为故障诊断、信号处理、电力系统自动化、电能质量分析、模糊控制理论、神经网络、数据挖掘、智能控制及智能系统在工业中的应用等.发表学术论文 20余篇,其中被 SC I收录 3篇, EI 收录 21篇.