

船舶电站故障诊断中的数据融合算法

陈 佳,王建华,张 冰,朱志宇

(江苏科技大学 电子信息学院,江苏 镇江 212003)

摘要: 将数据融合技术应用于船舶电站故障诊断系统中,在数据处理的检测层、特征层及决策层上分别提出不同的数据融合算法:在检测层提出自适应加权数据融合算法,在特征层提出基于灰色优势分析的数据融合算法,在决策层提出基于 D-S 证据理论的数据融合算法。这些算法解决了传统故障诊断中存在的大量采集数据如何有效处理的问题。所提出的算法针对船舶电站故障诊断的特殊性,有较强的适应性,提高了实际诊断的准确性和可靠性。

关键词: 船舶电站; 故障诊断; 数据融合; 自适应加权; 优势分析; D-S 证据理论

中图分类号: TM 76;TP 206+.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2006)03-0028-03

故障诊断是人工智能的一个重要领域,在过去的十几年里故障诊断得到了迅速的发展,一些新的理论和方法,如遗传算法、小波分析、模糊理论、数据融合^[1-3]等均在这里得到了成功的应用。数据融合是 20 世纪 80 年代形成和发展起来的一种自动化信息综合处理技术,它充分利用多源数据的互补性和电子计算机的高速运算与智能来提高结果信息的质量。

目前,国内外主要使用的船舶机组故障诊断方法有 2 种:一是振动分析;二是从电气参数出发判断机组的故障。但由于船舶机组结构和工况的复杂性,其故障规律很难用简单的数学模型描述,因此,本文将数据融合理论应用于船舶电站机组的故障诊断,在故障诊断的 3 个不同的层次对来自多个传感器的故障信息进行融合,实现对船舶电站机组的智能监控,有利于提高机组运行的可靠性和安全性,减少虚警、误报、漏报现象。

1 数据融合技术在故障诊断系统中应用

数据融合模型一般可分为 3 级结构^[3-5]:第 1 级为原始信息融合层又称检测层,其输入是由信息源提供的各种原始数据,输出是特征提取的结果或某种局部决策;第 2 级为特征融合层。它以原始信息融合层的输出作为输入,其输出为目标的局部标识;第 3 级是决策融合层,其输入为特征融合层的输出,并以全局决策作为本层的输出。

1.1 检测层中的自适应加权数据融合算法

自适应加权数据融合算法是不等精度测量系统数据处理的一种重要估计算法。设有一个多传感器智能检测系统,有 n 个传感器对某一对象进行采样检测,如图 1 所示。

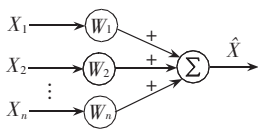


图 1 自适应加权数据融合算法原理图

Fig.1 Principle diagram of adaptive weighting data fusion algorithm

对于不同的传感器有相应的权系数,最终的数据融合值 $\hat{X}$ 为

$$\hat{X} = \sum_{i=1}^n W_i X_i \quad (1)$$
$$\sum_{i=1}^n W_i = 1$$

总均方误差为

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n W_i \sigma_i^2 \quad (2)$$

式中 σ^2 为各加权因子 W_i 的多元二次函数。

由多元函数求极值理论,可求当加权因子为

$$W_i' = \frac{1}{\sigma_i^2 \sum_{i=1}^n 1/\sigma_i^2} \quad (3)$$

σ^2 为最小值,且 $\sigma_{\min}^2 = 1 / \sum_{i=1}^n \sigma_i^2$ 。

设每个传感器进行 k 次测量,式 (1) 中的 $\hat{X}$ 可用 k 次测量的算术平均值估计,即

$$X_i = \bar{X}_i(k) = \sum_{q=1}^k X_{iq} / k \quad i=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

相应地,式 (1) 可写为

$$\hat{X} = \sum_{i=1}^n W_i \bar{X}_i(k) \quad (5)$$

综上所述,自适应加权融合算法的步骤是:根据式 (4) 求出 $\bar{X}_i(k)$; 求出 σ_i^2 ; 根据式 (3) 求出最优加权因子 W_i' ; 根据式 (5) 计算出最优融合值 $\hat{X}$ 。

1.2 特征层中基于灰色优势分析数据融合算法

1.2.1 灰色绝对关联度

由灰色系统理论的绝对关联度定义和性质知,灰色关联度的基本思想是根据曲线间相似程度判断因素间的关联程度^[6]。它对样本量的多少没有特殊要求,分析时也不需要典型的分布规律,因而具有十分广泛的工程应用价值。

命题^[6] 设时间序列 $X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n))$, 记 $(x_i(1) - x_i(1), x_i(2) - x_i(1), \dots, x_i(n) - x_i(1))$ 为 $X_i - x_i(1)$, 令 $s_i = \int_1^n (X_i - x_i(1)) dt$, 则当 X_i 为增长序列

时, $s_i \geq 0$; x_i 为衰减序列时 $s_i \leq 0$; X_i 为振荡序列时, s_i 符号不定。

定义^[4] 设序列 X_0 与 X_i 长度相同, s_0, s_i 如上所示, 则称

$$\varepsilon_{0i} = \frac{1 + |s_0| + |s_i|}{1 + |s_0| + |s_i| + |s_i - s_0|} \quad (6)$$

为 X_0 与 X_i 的灰色绝对关联度, 简称绝对关联度。

此时的 ε_{0i} 只与 X_0 与 X_i 的几何形状有关, 而与其空间相对位置无关。换言之, 平移不改变绝对关联度的值。

1.2.2 改进的灰色绝对关联度

在某些实际工程应用中, 有时仅考虑曲线间的相似性是远远不够的, 还应考虑曲线间的接近程度。为此, 在绝对关联度的定义中增加 1 个变量 $\sigma_{s0i}, \sigma_{s0i}$ 反映了序列 X_i 在时间点上偏离 X_0 的程度, 引入 σ_{s0i} 后灰色绝对关联度 ε_{0i} 不仅与 X_0 和 X_i 的几何形状有关, 而且还与 X_0 和 X_i 的接近程度有关^[7]。

定义 设 $X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$ 为参考时间序列, $X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n))$ 为与之比较的时间序列, $i = 1, 2, \dots, m$, 则称

$$\varepsilon_{0i} = \frac{1 + |s_0| + |s_i|}{1 + |s_0| + |s_i| + |s_i - s_0| + \sigma_{s0i}} \quad (7)$$

为 X_0 与 X_i 改进的灰色绝对关联度。其中

$$|s_0| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} x'_0(k) + \frac{1}{2} x'_0(n) \right|$$

$$|s_i| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} x'_i(k) + \frac{1}{2} x'_i(n) \right|$$

$$|s_i - s_0| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} (x'_i(k) - x'_0(k)) + \frac{1}{2} (x'_i(n) - x'_0(n)) \right|$$

$$\sigma_{s0i} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_i(k) - x_0(k))^2 / (n-1)}$$

$$x'_i(k) = x_i(k) - x_i(1)$$

$$i = 0, 1, 2, \dots, m; k = 2, 3, \dots, n$$

1.2.3 灰色优势分析

将改进的灰色绝对关联度应用在灰色优势分析的定义中, 得出新的灰色优势分析的定义。

定义^[7] 假设 γ_i 为特征时间序列, X_j 为与之比较的时间序列, $\varepsilon_{ij} (i = 1, 2, \dots, s; j = 1, 2, \dots, m)$ 为 γ_i 与 X_j 改进的灰色绝对关联度, 则称

$$\mathbf{F} = (\varepsilon_{ij}) = \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \dots & \varepsilon_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ \varepsilon_{s1} & \dots & \varepsilon_{sm} \end{bmatrix} \quad (8)$$

为改进的灰色关联矩阵。

对于式(2), 若 $\delta_l \geq \delta_j, l, j \in \{1, 2, \dots, m\}, l \neq j$, 其中

$$\delta_l = \sum_{i=1}^s \varepsilon_{li}, \quad \delta_j = \sum_{i=1}^s \varepsilon_{ji} \quad (9)$$

则称时间序列 X_l 准优于 X_j , 记为 $X_l > X_j$ 。

若 $\delta_l > \delta_j$, 则时间序列 X_l 优于 X_j ; 若对 $\forall l, j \in \{1, 2, \dots, m\}, l \neq j$, 恒有 $\delta_l > \delta_j$, 则 X_l 为最优时间序列。

1.3 决策层中基于 D-S 证据理论的数据融合算法

1.3.1 D-S 证据理论的基本概念

D-S 证据理论的论域称为识别框架, 记为 θ , 包括有限个基本命题, 记为 $\{u_0, u_1, u_2, \dots, u_i\}$, 在故障诊断中即对应着能够诊断的故障集; θ 中的元素称为基元, 每个基元是互斥关系。

定义 设 θ 为识别框架, 如果函数 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ (2^θ 为 θ 的幂集) 满足:

$$m(\emptyset) = 0 \quad (10)$$

$$\sum_u m(u) = 1 \quad u \in \theta \quad (11)$$

则称 m 为框架 θ 下的信度函数分配。

此处, $\emptyset$ 为空集, 对于 $u_k \in \theta$, 称 $m(u_k)$ 为 u_k 的信度函数值, 当 $m(u_k) \neq 0$ 时, 称 u_k 为信度函数分配上的焦元。 u_k 的信度函数值, 反映了对 u_k 本身的信度大小。

1.3.2 信度函数的获取

对于论域中每个故障的信度函数, 大多根据各个不同位置和功能的传感器对于故障的关联度进行确定, 需要考虑多方面的因素, 其中包含着大量的专家经验。一般采用模糊理论中的隶属度函数或直接采用神经网络的输出作为信度函数的分配值, 可以在一定程度上避免人为因素所带来的不确定性^[8]。

1.3.3 多信度函数的 D-S 算法

根据证据理论中 D-S 融合规则, 设 m_1 和 m_2 分别对应同一识别框架 θ 下的信度函数分配值, 其焦元分别为 $\{A_0, A_1, A_2, \dots, A_k\}$ 和 $\{B_0, B_1, B_2, \dots, B_k\}$, 设

$$m(A) = \frac{\sum_{A=A_i \cap B_j} \{m_1(A_i) m_2(B_j)\}}{1 - \sum_{\emptyset=A_i \cap B_j} \{m_1(A_i) m_2(B_j)\}} \quad A \neq \emptyset \quad (12)$$

$$m(A) = 0 \quad A = \emptyset \quad (13)$$

A 指假设的目标模式 A_i 和 B_j 布尔组合的一个综合命题式。式(12)分子项是包含不冲突假设 A_i 和 B_j 的所有信度函数乘积之和, 分母的和式中包含冲突假设 A_i 和 B_j 的所有信度函数乘积之和。所谓冲突假设 A_i 和 B_j , 是指假设的目标模式 A_i 和 B_j , 在框架 θ 中不可同时存在, 即为相互排斥的。 $m(A)$ 指融合后分配到各待诊断故障上的综合信度函数值。

对于融合过程中无法识别即不确定的情况, 定义 1 个不确定信度函数 $m(\theta)$ 为 $m(\theta) = 1 - m(A)$ 。

2 仿真结果与分析

本文以某船舶电站为例, 原始数据通过检测层、特征层、决策层中 3 个数据融合算法的处理得到最终的故障诊断结果。船舶电站系统的故障现象主要以“主开关跳闸”作为其代表性特征。船舶电站的“主开关”采用的是一种带有保护装置的开关电器—万能式自动空气断路器。发电机正常运行时, 作为主开关接通和断开主电路, 在发生故障时它又作为保护

装置对主电路的短路、过载以及欠压等故障进行保护,自动断开主电路。由于篇幅原因本文仅讨论几

种典型的“主开关跳闸”故障。表 1 为故障单一诊断结果与融合诊断结果的比较。

表 1 故障单一诊断结果与融合诊断结果比较
Tab.1 Diagnosis results with single algorithms and the fusion algorithm

试验序号	诊断方法	故障信度函数分配					结论	实际故障原因
		无故障	逆功率继电保护装置故障(故障1)	发电机欠压故障(故障2)	自动调频调载装置故障(故障3)	不确定		
1	I	0.4206	0.2260	0.1442	0.1187	0.0905	无故障	无故障
	II	0.4521	0.1873	0.2014	0.0963	0.0629	无故障	
	融合后	0.5128	0.1367	0.1023	0.1877	0.0605	无故障	
2	I	0.2011	0.2498	0.1579	0.2746	0.1166	故障3	故障3
	II	0.1261	0.1043	0.2103	0.2581	0.3012	不确定	
	融合后	0.1314	0.1702	0.2158	0.3952	0.0874	故障3	
3	I	0.1247	0.1588	0.2014	0.2477	0.2674	不确定	故障1
	II	0.2036	0.1641	0.3054	0.2382	0.0890	故障2	
	融合后	0.0788	0.4218	0.2155	0.1706	0.1133	故障1	
4	I	0.0395	0.1322	0.2896	0.2310	0.3077	不确定	故障2
	II	0.2047	0.1739	0.1846	0.1110	0.3258	不确定	
	融合后	0.0291	0.2891	0.5137	0.1002	0.0679	故障2	

注: I, II 表示只使用用自适应加权法和 D-S 证据理论以及只使用灰色优势分析和 D-S 证据理论得到的诊断结果; “融合后”表示通过自适应加权、灰色优势分析和 D-S 证据理论 3 次融合后得到的故障诊断的结果。

由表 1 可知,3 次融合后的数据明显加强了实际诊断结果的信度函数分配值,降低了诊断中的不确定性。单一诊断方法不能判断的情况,融合后均能准确诊断;甚至在第 3 次和第 4 次试验中,两种单一诊断方法均不能确定故障原因的情况下,经融合后仍能得出诊断结论。

3 结语

船舶电站的故障诊断是一项复杂的系统工程,本文针对诊断的不同阶段,基于数据融合思想提出在不同的信息层上数据融合的基本算法,弥补了传统故障诊断系统的不足,提高了诊断的准确度。限于篇幅,算法中的某些函数和系数的取值问题不能尽述,同时这也需要在今后的研究工作中不断修正和完善。

参考文献:

[1] 冯志敏,王颖. 智能化故障诊断系统的研究与开发[J]. 中国航海,2003(1):13-17.
FENG Zhi-min,WANG Ying. Study and development of intelligence fault diagnosis system[J]. **Navigation of China**,2003(1):13-17.
[2] 周小勇,叶银忠. 小波分析技术在故障诊断中的应用[J]. 上海海运学院学报,2001,22(3):116-119.
ZHOU Xiao-yong,YE Yin-zhong. Application of wavelet analysis in fault diagnosis[J]. **Journal of Shanghai Maritime University**,2001,22(3):116-119.
[3] 谢春丽,夏虹,刘永阔.多传感器数据融合技术在故障诊断中的应用[J]. 传感器技术,2004,23(4):67-69,72.
XIE Chun-li,XIA Hong,LIU Yong-kuo. Applilcation of multi-sensors data fusion in fault diagnosis[J]. **Journal of Transducer Technology**,2004,23(4):67-69,72.
[4] 华斌,周建中. 水电机组故障诊断中的数据融合算

法[J]. 水电自动化与大坝检测,2004,28(1):12-15.
HUA Bin,ZHOU Jian-zhong. The data fusion algorithm for hydropower generator unit fault diagnosis[J]. **Hydropower Automation and Dam Monitoring**,2004,28(1):12-15.
[5] 王军,苏剑波,席裕庚. 多传感器数据融合综述[J]. 数据采集与处理,2004,19(1):72-77.
WANG Jun,SU Jian-bo,XI Yu-geng. Summary of multi-sensor fusion[J]. **Journal of Data Acquisition & Processing**,2004,19(1):72-77.
[6] 刘思峰,郭天榜,党耀国,等. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,1999.
[7] 刘以安,陈松灿,杨华明. 灰色优势分析在多雷达低空小目标跟踪中的应用[J]. 南京航空航天大学学报,2002,34(4):354-358.
LIU Yi-an,CHEN Song-can,YANG Hua-ming. Grey superior analysis of multi-radar low-altitude little target tracking system[J]. **Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics**,2002,34(4):354-358.
[8] 朱大奇,于盛林. 基于 D-S 证据理论的数据融合算法及其在电路故障诊断中的应用[J]. 电子学报,2002,30(2):221-223.
ZHU Da-qi,YU Sheng-lin. Data fusion algorithm based on D-S evidential theory and its application of circuit fault diagnosis[J]. **Acta Electronica Sinica**,2002,30(2):221-223.

(责任编辑:柏英武)

作者简介:

陈佳(1981-),女,江苏无锡人,硕士研究生,主要研究方向为人工智能故障诊断系统(E-mail:gagahappy81014@sina.com)。

Data fusion algorithm for ship power station fault diagnosis system

CHEN Jia,WANG Jian-hua,ZHANG Bing,ZHU Zhi-yu

(Jiangsu University of Science and Technology,Zhenjiang 212003,China)

Abstract: The data fusion technology is applied in ship power station fault diagnosis system. Different data fusion algorithms are brought forward for different layers of data processing,in which adaptive weighting data fusion algorithm is for the detection layer,greyscale superiority analysis-based data fusion algorithm for the character layer,and D-S theory-based data fusion algorithm for the decision-making layer. Thus the collected data can be processed more efficiently. Having considered the particularity of the ship power station fault diagnosis,the proposed algorithms have good adaptability and improve the accuracy and reliability of diagnosis.

Key words: ship power station; fault diagnosis; data fusion; adaptive weighting; superiority analysis; Dempster-Shafer theory