

基于改进DSmT的高速电主轴早期振动故障诊断方法

战 红

青岛理工大学机械与汽车工程学院, 山东 青岛

收稿日期: 2025年11月12日; 录用日期: 2025年12月10日; 发布日期: 2025年12月22日

摘要

提出在高速电主轴关键部位安装多个振动传感器组成多传感器数据采集系统采用多源信息融合方法对早期振动故障进行融合诊断的方法。构建高速电主轴早期振动故障诊断系统框架: 包括组建多传感器采集系统、基于本征模态函数的信息熵特征提取、基于BP神经网络的广义基本置信配置以及决策级融合等各个环节。针对Dezert-Smarandache理论(DSmT)在解决高冲突证据融合时存在的不足综合考虑融合证据的数量、证据本身的信任度以及各个证据之间的相互支持度, 提出对各个证据进行加权赋值然后进行融合的方法。算例表明此种方法增加可信度, 更合理地分配了冲突信息, 对决策结果更为有利。

关键词

早期故障, 高速电主轴, 信息融合, 加权赋值, Dezert-Smarandache理论

Diagnosis of a High-Speed Motorized Spindle with Early Vibration Fault Symptom Based on Improved DSmT

Hong Zhan

School of Mechanical & Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao Shandong

Received: November 12, 2025; accepted: December 10, 2025; published: December 22, 2025

Abstract

Multi-sensor network was built on different positions of the high-speed motorized spindle.

文章引用: 战红. 基于改进 DSmT 的高速电主轴早期振动故障诊断方法[J]. 仪器与设备, 2025, 13(4): 660-666.
DOI: [10.12677/iae.2025.134080](https://doi.org/10.12677/iae.2025.134080)

Multisensor network information fusion method was used to diagnose the high-speed motorized spindle with early vibration fault symptoms. Early vibration fault diagnosis framework was proposed in this paper. A method based on the intrinsic mode functions (IMF) energy entropy was used to extract the signal's feature. On the basis of the output of (BP) neural network basic belief assignment function was constructed. Information fusion was used to combine the different evidences and make the final decision. There is something illogical in dealing with multi evidences. A weight assignment method is adopted considering number conflict and support of different evidences. The results indicate this method advanced the reliability and solved the conflict among evidences much reasonably. This method is much advantageous to the fusion result.

Keywords

Early Fault, High-Speed Motorized Spindle, Information Fusion, Weight Assignment, Dezert-Smarandache Theory

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

高速电主轴作为高速加工技术的核心部件之一，广泛应用于各种数控加工中心和高性能的机床主轴上。由于高转速和高温的工作环境使其由于振动原因导致的故障占有相当的比例，如果在故障发生的早期就能将其检测出来并及时采取相应的措施进行应对，将有效防止事故发生。然而在故障发生的早期阶段故障特征比较微弱，往往存在很多不确定性、不精确性和不完全的证据源，在这种情况下，如果仅靠单一故障特征量和诊断方法无法作出正确诊断结果[1]。应用 D-S 理论(Dempster-Shafer Theory, DST)进行多源信息融合是一种有效的方法，但是在证据源存在不确定、高冲突和不精确信息情况下会得出许多悖论[2]-[4]，为了解决 DST 这种缺陷，2002 年 Dezert 和 Smarandache 等学者提出了 Dezert-Smarandache 理论(DSmT)，DSmT 中的信度、决策规则以及组合规则都是基于超幂集空间的，在不确定、不精确和高冲突信息融合方面显示了优势，郭清等基于 DSmT 对并发故障的融合方法进行了分析[5]，于军对不完备信息下基于流向图的齿轮故障诊断方法进行了研究[6]，周国宪等研究了神经网络和证据理论在故障诊断中的应用[7]。但是现有的 DSmT 因为没有考虑各证据间的关联融合，效果欠佳[8]。鉴于此，本文综合考虑融合证据的数量、证据本身的信任度以及各个证据之间的相互支持度，提出对各个证据进行加权赋值后利用 DSmT 的 PCR5 规则进行融合的方法，取得了较好的效果。

2. DSmT 理论基础

2.1. DSmT 融合及比例冲突分配规则

DSmT 建立了广义识别框架 Θ 和超幂集的概念保留下来进行融合，从根本上解决了 DST 不能解决的高冲突证据融合问题。DSmT 的基本原理，有关广义识别框架、超幂集等基本定义，详细信息可参考文献[9]-[11]。

定义(DSmT 融合规则): 假定辨识框架 Θ 上性质不同的两个证据 A 和 B ，其焦元分别为 A_i 和 B_j ，基本概率赋值函数分别为 $m_1(A_i)$ 和 $m_2(B_j)$ ，则有如下 DSmT 组合规则：

$$m(X) = \begin{cases} 0, & X = \emptyset \\ \sum_{A, B \in D^\Theta, A_i \cap B_j = X} m_1(A_i)m_2(B_j), & X \neq \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

DSmT 主要包含了 5 种 PCR (比例冲突分配规则)，这些规则将信度冲突按照适当的比例关系分配到非空集部分中，实现了对冲突的再分配。既可以处理静态问题，也可以处理动态冲突问题，当前公认 PCR5 分配精度最高应用最为广泛。

$$m_{\text{per5}}(X) = \sum_{X_1, X_2 \in D^\Theta, X_1 \cap X_2 = X} m_1(X_1)m_2(X_2) + \sum_{Y \in D^\Theta \setminus \{X\}, X \cap Y = \emptyset} \left[\frac{m_1(X)^2 m_2(Y)}{m_1(X) + m_2(Y)} + \frac{m_2(X)^2 m_1(Y)}{m_2(X) + m_1(Y)} \right] \quad (2)$$

PCR5 将 X, Y 之间的局部冲突信度按照局部冲突中 X, Y 所占的比重来进行再分配。上式是两个证据的合成，参考文献[12] [13]对于多个证据的合成做了阐述。

2.2. 加权改进 DSMT

为使决策融合更为可靠，每个证据都应该被赋予不同的权重系数。本文综合考虑三方面相关因素：其中包括融合证据的数量、证据本身的信任度以及各个证据之间的相互支持度。如果某个证据被其它的证据所支持，则说明该证据相对比较重要，应该赋予比较大的权重。反之，如果一个证据与其他的证据之间都有较大的冲突，则该证据的可信度就比较低，应该赋予的权重也比较小。通过计算各个证据的信任度并根据信任度对证据进行加权处理后再利用 PCR5 规则进行决策级融合，是本文提出的一种改进的融合方法。

1) 考虑到融合证据的个数与合成结果有关，首先确定目标焦元的信息量：

$$m_p^*(A_j) = \sum_{\substack{j=1 \\ A_j \subseteq B_j}}^N m_p(B_j) \bullet \frac{1}{\|B_j\|}, p = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中 $\|B_j\| - B_j$ 的基数，满足 $\sum_{j=1}^N m_p^*(A_j) = 1$ 。

2) 考虑证据之间的相互支持度，确定 m_p^* 与 m_q^* 对焦元 A_j 的相互支持度：

$$d_{pq}(A_j) = 1 - m_p^*(A_j) - m_q^*(A_j) \quad (4)$$

式中 $p \neq q; p, q = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n$ 。

3) 计算证据体 m_p^* 对目标焦元 A_j 的总支持度 SUP_p 和总信任度 CRE_p 。

$$SUP_p(A_j) = \prod_{\substack{q=1 \\ p \neq q}}^n d_{pq}(A_j), q, p = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

$$CRE_p = \frac{SUP_p(A_j)}{\sum_{p=1}^n SUP_p(A_j)}, j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

证据的信任度就是将支持度归一化处理后得到的结果，一个证据的信任度值大小反映了该证据权重的大小。

4) 对每一个目标焦元的合成证据做加权平均后进行归一化处理

$$m^*(A_j) = \sum_{p=1}^N CRE_p(A_j) \bullet m_p^*(A_j), j = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

$$m(A_j) = \frac{m^*(A_j)}{\sum_{j=1}^N m^*(A_j)}, j = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

3. 故障信息融合诊断框架

建立科学的故障信息融合诊断框架是 DSmT 能够进行多源信息有效融合的前提条件。首先选择高速电主轴振动故障的关键部位组成多传感器采集系统并对采集到的数据进行预处理本文提出的高速电主轴早期故障诊断框架如图 1 所示：

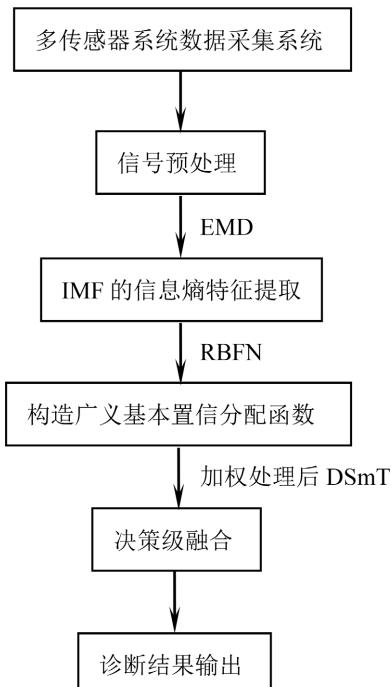


Figure 1. Diagnosis frameworks with early vibration fault symptom
图 1. 早期故障信息融合诊断框架结构图

3.1. 本征模态函数的信息熵特征提取

经验模态分析(empirical mode decomposition 简称 EMD)，是对一列时间序列数据先进行经验模态分解，然后对各个分量做希尔伯特变换的信号处理方法[14]。其实质是基于信号的局部特征时间尺度将复杂的信号函数分解为有限的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)之和。由于时间序列的信号经过 EMD 分解成一组本征模态函数，即原始数据数列可表示为本征模函数分量和一个残余项的和，而不是像傅立叶变换把信号分解成正弦或余弦函数[15]，本文采用基于本征模态函数的信息熵特征提取方法。

$$x(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i(t) + r_n(t) \quad (9)$$

式中 $r_n(t)$ 是残余分量。

基于本征模态能量熵的特征提取步骤如下：

- 1) 用 EMD 对需要处理的振动信号进行分解选取前 n 个包含主要故障信息的 IMF 分量。
- 2) 求各 IMF 分量的总能量 U_i

$$U_i = \int_{+\infty}^{-\infty} e_i(t) dt, i=1, 2, \dots, n \quad (10)$$

3) 以能量为元素构造一个特征向量并对其进行归一化处理得到 E 。

$$E = [U_1/U, U_2/U, \dots, U_n/U] \quad (11)$$

式中 $U = \left(\sum_{i=1}^n |E_i|^2 \right)^{1/2}$, 则向量 E 就是基于本征模态能量熵电主轴振动信号特征向量。

3.2. 基于径向基函数神经网络(RBFN)的基本置信配置

RBFN 具有最佳一致逼近特性。由于 RBF 网络具有优良性能, 已越来越广泛地应用于各个领域。将每个传感器作为故障诊断的一个局部神经网络, 每个神经网络输出作为 DSmT 的一个证据。将神经网络的输出值转换为该证据下各种故障模式的广义基本置信分配, 使基本置信分配赋值简单化、客观化。关于局部诊断 RBF 网络的结构参数此处不再赘述。神经网络训练样本的输入向量为该测点振动数据的特征向量, 即上节提取的基于本征模态能量熵的特征向量, 而输出向量则为与特征向量相对应的故障状态空间。如果故障域有 k 种故障模式则每个网络的输出为 $k+1$ 种, 分别对应 k 种故障模式及系统的正常状态, 则第 i 个证据下的故障模式 j 的基本置信分配为:

$$m_i(j) = \frac{O_i(j)}{\sum_{j=1}^p O_i(j)} \quad (12)$$

式中 $O_i(j)$ 为第 i 个网络的第 j 个输出值。

4. 加权改进 DSmT 在高速电主轴上故障诊断中的应用

本文以某数控加工中心的高速电主轴为实验对象, 模拟高速电主轴的早期微弱振动故障进行分析研究, 为使计算过程简单化, 又不失一般性, 本文取 DSmT 的识别框架 Θ 为 $\{F_1, F_2, F_3, N\}$, Θ 中的各元素分别代表“不平衡”、“不对中”、“支撑松动”和“正常”。将 3 个传感器采集的振动信号按照故障诊断框架中的技术路线经过信号预处理, 基于 EMD 进行特征提取, 本文取前 6 个 IMF 的信息熵作为信号的特征向量, 然后输入 RBFN 诊断子神经网络, 得到的输出特征向量便是基于本征模态能量熵的高速电主轴的振动信号的特征向量。按照公式(12)处理后, 便可以得到各种故障模式的基本置信分配。为了方便比较, 本文分别采用 DST、DSmT 的 PCR5 规则和加权改进后的 PCR5 规则进行决策级信息融合两组数据, 见表 1 和表 2:

Table 1. Diagnosis result 1 of a high-speed motorized spindle with early vibration fault symptom

表 1. 高速电主轴早期振动故障诊断结果 1

传感器	BP 网络输出	基本置信分配	DST 融合	PCR5 融合	加权后融合
C1	[0.44800.503]	$m(F_1) = 0$ $m(F_2) = 0.471$	$\forall 1 \leq j \leq 3$	$m(F_1) = 0.578$	$m(F_1) = 0.7221$
		$m(F_3) = 0$ $m(N) = 0.529$	使得 $m(F_j) = 0$	$m(F_2) = 0.182$	$m(F_2) = 0.1021$
C2	[0.74500.1420]	$m(F_1) = 0.835$ $m(F_2) = 0$	没有意义	$m(F_3) = 0.212$	$m(F_3) = 0.1225$
		$m(F_3) = 0.16$ $m(N) = 0$	因此不能应用	$m(N) = 0.028$	$m(N) = 0.0737$
C3	[0.79500.1120]	$m(F_1) = 0.877$ $m(F_2) = 0$	DST 进行融合		
		$m(F_3) = 0.123$ $m(N) = 0$			

Table 2. Diagnosis result 2 of a high-speed motorized spindle with early vibration fault symptom
表 2. 高速电主轴早期振动故障诊断结果 2

传感器	BP 网络输出	基本置信分配	DST 融合	PCR5 融合	加权后融合
C1	[0.942, 0, 0.081, 0.07]	$m(F_1) = 0.862$ $m(F_2) = 0$ $m(F_3) = 0.074$ $m(N) = 0.064$	$m(F_1) = 0.403$ $m(F_2) = 0.149$ $m(F_3) = 0.429$ $m(N) = 0.019$	$m(F_1) = 0.493$ $m(F_2) = 0.218$ $m(F_3) = 0.164$ $m(N) = 0.125$	$m(F_1) = 0.7091$ $m(F_2) = 0.0224$ $m(F_3) = 0.1892$ $m(N) = 0.0793$
C2	[0, 0.546, 0.263, 0.215]	$m(F_1) = 0$ $m(F_2) = 0.533$ $m(F_3) = 0.257$ $m(N) = 0.21$			
C3	[0.181, 0, 0.708, 0.198]	$m(F_1) = 0.167$ $m(F_2) = 0$ $m(F_3) = 0.651$ $m(N) = 0.182$			

从表 1 中可以看出, 传感器 C1 没有检测到故障模式, 传感器 C2 和 C3 各检测到一种故障模式, 传感器 C1 和 C2 的信息高度冲突, 这些特点正与高速电主轴早期微弱振动信号特征相吻合。由于传感器 C1 和 C2 冲突因子为 1, 无法用 DST 来进行决策级融合, 基于 DSmT 的 PCR5 规则进行融合, 融合结果为 $m(F_1)=0.578$, 虽然检测到了“不对中(F_1)”故障, 但是置信度不高, 效果并不十分明显, 采用本文的加权处理后得到 $m(F_1)=0.7221$, 置信度明显提高, 可见对高冲突的分配更为合理; 表 2 中, 虽然三个传感器对“正常状态”的置信度都不高, 但是三个证据高度冲突, 经过 DST 融合后, 故障 F_1 和 F_3 置信度稍高, 但很难判断, 经过 PCR5 规则融合后, 虽然检测到“不对中(F_1)”故障, 但基本置信度 0.493 仍然不高, 诊断结果并不明显, 采用本文加权后置信度高达 0.7091, 诊断效果十分明显。说明本文的融合方法更为合理地分配了冲突信息, 使融合结果更为科学有效。

5. 结论

(1) 鉴于仅凭单一的传感器采集的数据很难准确地反映高速电主轴的运行状态, 提出在关键部位安装多个振动传感器组成多传感器数据采集系统, 扩大时空覆盖范围, 采用多源信息融合方法对故障进行融合诊断。

(2) 构建了高速电主轴早期振动故障诊断系统框架, 包括组建多传感器采集系统、基于本征模态函数的信息熵特征提取基于 RBF 神经网络的广义基本置信配置以及基于改进的 DSmT 进行决策级融合等各个环节。

(3) 针对 DSmT 在解决高冲突证据融合时存在的不足, 考虑融合证据的数量、证据本身的信任度以及各个证据之间的相互支持度, 提出了对各个证据进行加权赋值, 然后依据 PCR5 规则进行融合的方法, 算例表明, 此种方法更合理地分配了冲突信息, 提高置信度, 比直接应用 PCR5 规则更为科学有效。

(4) 虽然本文对 DSmT 的加权改进方法进行了有益的探索, 并取得了较为有效的研究成果, 但是由于多源信息融合数据的多源性、异构性以及不完善性等特征以及高速电主轴故障诊断的复杂性、随机性等原因, 基于 DSmT 的不完善信息融合方法与故障诊断的研究还不成熟, 还需要在证据组合方法的性能评估方式、多源故障信息源的基本概率值的确定方法等方面做进一步深入的研究。

基金项目

国家自然科学基金资助项目(51075220); 青岛市科技计划基础研究项目(12-1-4-4-(3)-JCH)。

参考文献

- [1] 翟旭升, 胡金海, 谢寿生, 等. 基于 DSmT 的航空发动机早期振动故障融合诊断方法[J]. 航空动力学报, 2012,

- 27(2): 301-306.
- [2] Mathon, B.R., Ozbek, M.M. and Pinder, G.F. (2009) Dempster-Shafer Theory Applied to Uncertainty Surrounding Permeability. *Mathematical Geosciences*, **42**, 293-307. <https://doi.org/10.1007/s11004-009-9246-0>
- [3] He, Y., Hu, L., Guan, X., Deng, Y. and Han, D. (2011) New Method for Measuring the Degree of Conflict among General Basic Probability Assignments. *Science China Information Sciences*, **55**, 312-321. <https://doi.org/10.1007/s11432-011-4346-0>
- [4] 邓勇, 钟山, 朱振福. 基于证据理论的模糊信息融合及其在目标识别中的应用[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 754-758.
- [5] 郭清, 夏虹, 韩文伟. DS_mT 的主冷却剂并发故障融合方法分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(9): 111-115.
- [6] 于军. 不完备信息下基于流向图的齿轮故障诊断方法研究[D]: [博士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [7] 周国宪, 伍星, 刘韬. 基于多传感器的神经网络和 D-S 证据理论在故障诊断中的应用[J]. 测试技术学报, 2017, 31(4): 290-297.
- [8] 胡丽芳, 关欣, 何友. 一种新的基于 DS_mT 的合成公式[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(7): 9-11.
- [9] 曲圣杰, 程咏梅, 潘泉, 等. 冲突再分配 DS_mT 及解决证据间矛盾的新方法[J]. 控制与决策, 2009, 24(12): 1856-1860.
- [10] Hu, L., He, Y., Guan, X., Han, D. and Deng, Y. (2011) New Probabilistic Transformation of Imprecise Belief Structure. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, **22**, 721-729. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-4132.2011.05.001>
- [11] Florentin Smarandache, Jean Dezert, 黄心汉, 李新德. DS_mT 理论及其在信息融合中的应用(文集) [M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 32-41.
- [12] 李鹏, 黄心汉, 王敏. DS_mT 框架下的自适应通用分配法则[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(6): 16-18.
- [13] Smarandache, F. and Dezert, J. (2006) Advances and Applications of DsmT for Information Fusion. New Mexico American Research Press, 3-68.
- [14] Huang, N.E., Shen, Z., Long, S.R., Wu, M.C., Shih, H.H., Zheng, Q., et al. (1998) The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, **454**, 903-995. <https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193>
- [15] 杨洁明, 田英. 基于 EMD 和球结构 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 155-158, 239.