

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210863

基于 EMD 的故障可诊断性评价模型设计

赵力 史贤俊 秦玉峰

(海军航空大学烟台 264000)

摘要: 构建可诊断性模型是进行可诊断性设计的前提,通过可诊断性模型能够分析系统内故障的可诊断性。目前的研究成果中大都集中于定性研究,即对故障可诊断性的评价集中于“故障是否能够被诊断”的定性评价,而没有进一步考虑量化故障被检测或被隔离的难易程度。针对以上问题,本文提出了一种基于推土机距离(EMD)的可诊断性定量评价模型,将故障诊断难度定量评价问题转化为测试数据多元分布之间的距离度量问题。首先建立了适用于可诊断性分析的多信号流图定性模型,用来描述系统的功能组成结构、故障-测试-信号的相关性关系;然后在定性模型的基础上,结合数据驱动框架,建立了基于 EMD 的可诊断性定量评价模型,除了能够定性地描述故障与测试之间相关性关系之外,还能够定量地衡量诊断故障的难易程度。最后以某型装备的开关电源为实验案例,验证了本文方法的有效性,为可诊断性建模提供了一条可行的思路。

关键词: 故障可诊断性;可诊断性建模;推土机距离

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

EMD-based fault diagnosability evaluation model design

Zhao Li Shi Xianjun Qin Yufeng

(Naval Aviation University, Yantai 264000, China)

Abstract: Constructing diagnosability model is the prerequisite for diagnosability design, and diagnosability model can analyze the diagnosability of faults in the system. Most of the current research results focus on qualitative research, i. e., the evaluation of diagnosability focuses on the qualitative evaluation of "whether the fault can be diagnosed" without further considering the difficulty of quantifying the fault detection or isolation. To address the above problems, this paper proposes a quantitative diagnosability evaluation model based on earth mover's distance (EMD), which transforms the quantitative evaluation problem of fault diagnostic difficulty into a distance measurement problem between multiple distributions of test data. First, a qualitative model of multi-signal flow diagram for diagnosability analysis is established to describe the functional composition structure of the system and the fault-test-signal correlation relationship; then, based on the qualitative model, a quantitative diagnosability evaluation model based on EMD is established in combination with the data-driven framework, which can not only qualitatively describe the correlation relationship between fault and test, but also quantitatively measure the difficulty of diagnosing. In addition to qualitatively describing the correlation between faults and tests, it can also quantitatively measure the ease of diagnosing faults. Finally, the experimental case of a switching power supply of a certain type of equipment is used to verify the effectiveness of the method in this paper, which provides a feasible idea for diagnosability modeling.

Keywords: fault diagnosability; diagnosability modeling; earth mover's distance

0 引言

在信息化科技革命的推动下,各种新技术、新工艺不断涌现,现代武器装备的集成化和智能化程度不断提高,同时也导致了故障频发。因此,为提高系统的安全性、运行可靠性以及故障诊断能力,降低故障带来的风险,近年来许多国

内外学者进行了一系列的研究^[1-6]。故障可诊断性是表征系统诊断故障能力的一种属性,它从本质上阐明了故障诊断的实际内涵。可诊断性不仅回答了“故障能否被诊断”的问题,还进一步回答了“诊断故障的难度有多大”或者“诊断故障需要付出多大代价”等关键性的问题。故障可诊断性的研究为提高系统故障诊断能力提供了新思路,只有保证

系统的可诊断性满足指标要求,设计故障诊断算法才具有实际意义^[7]。

目前对于可诊断性的研究主要分为可诊断性评价和可诊断性设计两大块,其中可诊断性评价是进行可诊断性设计的基础和前提。可诊断性评价是指衡量系统能够准确有效地检测和隔离故障能力的过程,评价的结果通常可以是定性的,也可以是定量的。定性分析主要是通过建立系统的多信号流图、符号有向图和故障树等定性模型,通过分析故障与测试之间相关关系而后判断故障是否能被检测和隔离。定性模型从宏观的角度描述系统,因此不需要构建系统精确的数学模型,但是其分析结果是定性的,无法量化故障被检测或被隔离的难易程度。定量分析主要分为基于解析模型方法和基于数据驱动方法。解析模型是用数学表达式将系统的动态特性描述出来,物理含义明确。但是对于结构复杂的系统,建立其准确的数学模型是难以实现的。数据驱动方法基于测试数据对故障的可诊断性进行分析。数据驱动方法虽然不需要建立系统精确的数学模型,但是该方法不能充分体现系统特性,无法进行后续可诊断性设计。单独使用任一种方法对故障可诊断性进行分析,其应用范围都会受到一定限制,因此,本文考虑将多种方法相结合来建立可诊断性评价模型。文献[8]从可诊断性的定义、可诊断性的影响因素、可诊断性的相关概念以及实际应用这 4 个方面详细阐述了可诊断性的内涵、目前的研究现状。对现有的理论成果进行了总结,并深刻剖析了还存在的问题,对未来发展趋势作了展望,为后续的研究奠定了理论框架。文献[9]利用 K-L 散度(Kullback-Leibler divergence, K-L)对非线性系统的故障可检测性和故障可隔离性进行了量化评价,通过蒙特卡洛的稀疏核密度的方法解决 K-L 散度中概率密度函数计算难度高的问题。但在实际应用中,当两个数据分布离得很远而又没有完全重叠时,K-L 散度是没有意义的,这极大地限制了该方法的使用范围。文献[10]通过数学推导指出了距离相似度在进行可诊断性定量评价中存在的不足,提出了基于方向相似度的可诊断性评价方法,设计了二维空间方向相似度判别准则。但该方法无法评价不可被检测的故障,即当系统中存在不可检测的故障模式时,该方法就无法适用。文献[11]通过将几何分析与贝叶斯统计理论相结合,设计了故障方向矢量,并对静态系统的可诊断性进行了评价。但研究过程中忽略了系统的状态变化,难以适用于动态系统的可诊断性评价。文献[12]针对卫星控制系统的可诊断性评价问题,先将卫星控制系统抽象为仿射非线性模型,然后利用故障方向矢量和微分几何理论设计了可诊断性评价指标。该方法不适用于难以建立精确数学模型的系统。

综上所述,针对现有可诊断性评价方法存在的不足,本文在多信号流图定性评价模型的基础上,融合数据驱动框架,提出了一种基于推土机距离(earth mover's distance, EMD)的可诊断性定量评价模型,将故障诊断难度定量评

价问题转化为多元分布的距离度量问题,通过度量测试数据之间的距离对故障诊断难度进行定量评价。所构建的可诊断性模型满足以下需求:相比于传统的测试性模型,可诊断性模型除了能够定性地描述故障与测试之间相关性关系之外,还能够定量地衡量诊断故障的难易程度。

1 基于多信号流图的可诊断性定性建模

1.1 多信号流图模型的建模思想

多信号流图模型(multi-signal flow graph, MSFG)是一种通过定义系统的信号、结构组成、信号与测试之间的关联性,来表征系统的功能、故障和测试之间相关性的一种模型表示方法^[13-14]。在多信号流图建模过程中,根据系统的功能原理图划分各组成单元模块,各单元模块之间通过有向边进行连接,有向边的方向表示信号或者功能的流动方向。根据系统的组成结构和功能原理可以确定各单元模块的输入信号和输出信号,然后分析出单元模块中的故障模式被哪些输入信号所影响,又会影响哪些输出信号,进而可以推导出故障-信号相关性。通过设置在系统中的测试点进行相应的测试,对各单元模块的输出信号进行检测,可以得到信号-测试的相关性,最后可以生成故障-信号-测试相关性矩阵。这些特征都表明了多信号流图模型具有清晰表达系统结构、描述故障传播过程、模型信息丰富等优点,便于开展系统的可诊断性设计工作。

考虑到故障模式、信号、测试以及相关性是多信号流图中的关键组成要素,因此下面对这几个要素进行详细说明:

1)故障模式:即故障的表现形式,系统中各单元模块的故障模式是可诊断性设计研究的主体。本文作了单故障假设,即假设系统在同一时刻至多只有一个故障发生。实际上系统在同一时刻发生多种故障的情况非常少,概率极低,因此做这种假设是合理的。

2)信号:在传统的多信号流图模型中,信号泛指一切可以反映故障的征兆。在实际系统中,一个单元模块必然有输入和输出,而故障的发生也会对单元的输出信号产生影响,因此,为了更加贴近实际应用场景,本文将信号定义为能够表征故障发生的可测参数。

3)测试与测试点:测试是指为判断系统状态或隔离故障而进行的一系列操作和活动。测试点是可进行测试操作并得到某一故障状态响应信号的物理位置。在传统的多信号流图模型中,测试与测试点之间并非一一对应的关系,而是一对多、多对一的关系。这种定义过于理论化,在实际操作过程中需要考虑测试信号的实际物理意义,所以本文定义测试为实际的测试信号,即单元模块的实际输出信号,并且测试与测试点一一对应,可以相互表示。事实上,所有的测试信号构成的集合应该是系统中所有信号集合的子集,因为实际测试过程中并不需要对所有信号进行测量。

4)相关性:在测试性领域,相关性一般指某一实体与另一实体之间有指向性的因果关系。具有直接因果关系的称

为一阶相关,具有间接因果关系的称为高阶相关。若由故障 f_i 发生与否与测试 t_j 通过与否之间可以相互推导,且结果一一对应,则认为 t_j 与 f_i 是有互相关关系的,此时称 t_j 是一个对称测试。若这种推导关系是单向发生的,则认为 t_j 与 f_i 是不存在互相关关系的,此时称 t_j 是一个非对称测试。

5)相关性矩阵:也被称为 **FT** 矩阵,具象化的描述了故障与测试之间的相关关系。当系统的多信号流图模型有 m 个故障模式和 n 个信号测试时,可表示如下:

$$\mathbf{FT} = \begin{matrix} & t_1 & t_2 & \cdots & t_n \\ \begin{matrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} ft_{11} & ft_{12} & \cdots & ft_{1n} \\ ft_{21} & ft_{22} & \cdots & ft_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ft_{m1} & ft_{m2} & \cdots & ft_{mn} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (1)$$

其中,行向量 $[ft_{i1}, ft_{i2}, \dots, ft_{in}]$ 表示第 i 个单元模块的故障模式与测试信号之间的关系,列向量 $[ft_{1j}, ft_{2j}, \dots, ft_{mj}]^T$ 表示第 j 个测试信号与各单元模块故障模式之间的关系。矩阵元素 ft_{ij} 是二值逻辑变量,即取 0 或 1;当矩阵元素 $ft_{ij} = 1$,表示测试 t_j 可以检测到故障 f_i 的发生;当 $ft_{ij} = 0$ 时,表示测试 t_j 与故障 f_i 不相关。

1.2 多信号流图模型的构成要素

多信号流图模型本质上也是一种有向图模型,在图形表达中主要由节点和有向边组成,节点共分为 4 种,其中模块节点、测试节点是不可缺少的部分,而与节点和开关节点需要根据系统的特性以及结构连接方式进行选择。

模块节点(MODULE node):表示由系统的功能原理图划分成的各组成单元模块,一般是 LRU 层或者 SRU 层的可更换单元。模块也可能是一个潜在的故障源,故障诊断的目的就是由测试结果响应准确定位到故障模块节点。

测试节点(TEST node):可进行测试操作并得到判断某一故障状态响应信号的物理或逻辑位置。

与节点(AND node):主要用于表达系统的冗余特性,用来表示冗余模块故障的传播判决条件,当所有的冗余模块均处于故障状态时,故障才会往后影响到其他模块。

开关节点(SWITCH node):主要用于多工作模式系统的测试性建模,开关节点既可以表示系统不同工作模式的切换,还可以在系统诊断时中断反馈回路。

多信号流图模型包括了一系列模块、信号、测试等构成要素,分别描述如下:

1)系统的单元模块集合为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$,其中的元素称为故障组元,表示系统包含 m 个具有独立和相对完整功能的最小功能模块。根据建模层次的不同可以是故障模式、部件、SRU、LRU 或者子系统;

2)系统的独立信号集合为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_l\}$,表示系统中具有 l 个独立信号,表示系统传输特性中能够清晰地描述系统功能的特征属性,在本文中指能够表征故障发生的可测参数;

3)有向边集合 $E = \{e_{ij}\}$,多信号流图中各单元模块和测试都以节点的形式表示,通过有向边来连接各节点,表示系统的物理连接和故障影响的传播方向, e_{ij} 表示从节点 i 指向节点 j ;

4)测试点的有限集 $TP = \{TP_1, TP_2, \dots, TP_p\}$;

5)可用测试的有限集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$,在本文中每个测试仅对一个信号进行检测;

6)每个测试点 TP_i 可包含一组测试,表示为 $SP(TP_i)$;

7)每个单元模块 c_i 相关或影响的信号集为 $SC(c_i)$ 。

1.3 相关性矩阵的生成

假设系统中有 m 个故障模式和 n 个信号测试,则相关性矩阵可表示如下:

$$\mathbf{FT} = \begin{matrix} & t_1 & t_2 & \cdots & t_n \\ \begin{matrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} ft_{11} & ft_{12} & \cdots & ft_{1n} \\ ft_{21} & ft_{22} & \cdots & ft_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ft_{m1} & ft_{m2} & \cdots & ft_{mn} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (2)$$

其中,若故障 f_i 与测试 t_j 是相关的,则矩阵元素 $ft_{ij} = 1$;若故障 f_i 与测试 t_j 是不相关的,则矩阵元素 $ft_{ij} = 0$ 。在分析之前,先定义如下 3 个矩阵:

1)模块-测试矩阵: $\mathbf{MT} = [mt_{ij}]$,用来描述单元模块与测试之间的连接关系。若存在一条通路使得能从模块 m_i 到达测试 t_j ,则 $mt_{ij} = 1$,否则 $mt_{ij} = 0$ 。

2)信号-测试矩阵: $\mathbf{ST} = [st_{ij}]$,用来描述信号与测试之间的相关关系。若信号 s_i 由测试 t_j 所检测,则 $st_{ij} = 1$,否则 $st_{ij} = 0$ 。

3)故障-信号矩阵: $\mathbf{FS} = [fs_{ij}]$,用来描述故障与信号之间的相关关系。若故障 f_i 能够影响信号 s_j ,则 $fs_{ij} = 1$,否则 $fs_{ij} = 0$ 。

上述定义的矩阵均可以通过系统的多信号流图模型进行可达性分析得到,则相关性矩阵 **FT** 的计算表达式如下:

$$\mathbf{FT} = \mathbf{FS} \times \mathbf{ST} \times \mathbf{MT}^T \quad (3)$$

2 基于 EMD 的可诊断性定量建模

2.1 基本思想

在对系统进行诊断测试时,系统在不同故障时所测得的数据是具有差异性的,因此可以利用系统在不同故障模式下测量信息的相似性大小来衡量故障可诊断性的强弱:若系统发生故障 f_i 时的测量信息与正常运行时的测量信息相似性较小的时候,说明故障 f_i 的可检测性较强;若系统发生故障 f_i 和发生故障 f_j 时的测量信息相似性较小时,说明故障 f_i 和 f_j 的可隔离性较强。

EMD 距离也被称为 Wasserstein 距离,用于表示两个分布之间的相似程度。EMD 距离是 YOSSI RUBNER 在 2000 年的 IJCV 期刊文章中提出的,主要用于解决当两个分布离的很远,又完全没有重叠时,K-L 散度没有意义而

J-S 散度值是一个常数的问题^[15]。假设 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_{n_1}]$, $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_{n_2}]$ 是两个随机变量, x_1, x_2, \dots, x_{n_1} 和 y_1, y_2, \dots, y_{n_2} 是独立同分布的随机变量样本, 并且 $X \sim P, Y \sim Q$, 其中 P, Q 为未知多元分布。EMD 距离通过计算把样本数据从分布 P 移动成分布 Q 所需移动的平均距离的最小值, 来度量 X 和 Y 之间的相似性; 如果距离很小, 则 P 与 Q 是一致的, 若 P 与 Q 不相同, 则可以用此距离来度量 X 和 Y 的相似性。基于以上分析, 可以利用 EMD 距离的相关理论, 将故障可诊断性定量评价问题转换为不同故障模式下测量数据分布相似性度量问题, 下面介绍具体实现方法。

2.2 理论推导

假设系统有 m 个故障模式, 为系统设置了 d 个测试, 那么在进行故障诊断测试时所有可能选用的测试组合所构成的集合为 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_\lambda\}$, 其中 T_λ 表示第 λ 种测试组合, $1 \leq \lambda \leq 2^d - 1$ 。记系统无故障时为 f_0 , 当系统发生故障 f_i 时, 在第 λ 种测试组合下的测量数据为 $X_\lambda = [(x_{1_\lambda}^\lambda, w_{x_{1_\lambda}^\lambda}), (x_{2_\lambda}^\lambda, w_{x_{2_\lambda}^\lambda}), \dots, (x_{n_\lambda}^\lambda, w_{x_{n_\lambda}^\lambda})] \in \mathbb{R}^{n_\lambda \times n_1}$; 当系统发生故障 f_j 时, 在第 λ 种测试组合下的测量数据为 $Y_\lambda = [(y_{1_\lambda}^\lambda, w_{y_{1_\lambda}^\lambda}), (y_{2_\lambda}^\lambda, w_{y_{2_\lambda}^\lambda}), \dots, (y_{n_\lambda}^\lambda, w_{y_{n_\lambda}^\lambda})] \in \mathbb{R}^{n_\lambda \times n_2}$, 其中 $i, j = 0, 1, \dots, m, n_\lambda$ 是测试组合 T_λ 中测试的数量, n_1, n_2 表示各自样本中采样的数量, $w_{x_{1_\lambda}^\lambda}, w_{x_{2_\lambda}^\lambda}, \dots, w_{x_{n_\lambda}^\lambda}$ 和 $w_{y_{1_\lambda}^\lambda}, w_{y_{2_\lambda}^\lambda}, \dots, w_{y_{n_\lambda}^\lambda}$ 表示各测试数据的权重, 并且 $X_\lambda \sim P_\lambda, Y_\lambda \sim Q_\lambda, P_\lambda$ 和 Q_λ 为未知多元分布。

记 $\mathbf{D} = [d_{ij}]$ 为随机变量 x_i^λ 和 y_j^λ 地面距离 d_{ij} 构成的距离矩阵(一般地, 地面距离可以是任意距离, 按具体问题的需要选取), 那么需要找到一个数据流向 $\mathbf{F} = [f_{ij}]$ 使得从 P_λ 到 Q_λ 时能满足总消耗最小。

$$\text{WORK}(P_\lambda, Q_\lambda, \mathbf{F}) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} d_{ij} f_{ij} \quad (4)$$

从上面的描述可以看出, 求解 EMD 距离的关键是找到这个数据流向 f_{ij} , 而求解过程其实是个线性规划问题, 所以可以进一步得到求解 f_{ij} 约束条件。

$$f_{ij} \geq 0 \quad 1 \leq i \leq n_1, 1 \leq j \leq n_2 \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^{n_2} f_{ij} \leq w_{x_i^\lambda} \quad 1 \leq i \leq n_1 \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{n_1} f_{ij} \leq w_{y_j^\lambda} \quad 1 \leq j \leq n_2 \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} f_{ij} = \min(\sum_{i=1}^{n_1} w_{x_i^\lambda}, \sum_{j=1}^{n_2} w_{y_j^\lambda}) \quad (8)$$

式(5)约束了数据是从分布 P_λ 流向 Q_λ ; 式(6)表示将分布 P_λ 中可移动的数据限制为不超过它们的权重; 式(7)约束了分布 Q_λ 获得的数据不能超过自己的权重; 式(8)表示尽可能多地进行数据移动, 避免陷入局部解。通过求解此线性规划问题, 就解决了数据流向的问题, 并且找到最优流向 $\mathbf{F} = [f_{ij}]$, EMD 距离就定义为由总流量归一化所得

到的功, 表达式如式(9)所示; 由此可以容易看出 EMD 距离满足非负性和对称性, 下面给出三角不等式的证明。

$$\text{EMD}(P_\lambda, Q_\lambda) = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} d_{ij} f_{ij}}{\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} f_{ij}} \quad (9)$$

证明: EMD 距离满足三角不等式。

假设各元素都有相同的权重权值, 并且地面距离是一个度量, 定义 $\{f_{ij}\}$ 是分布 $P = \{(p_1, w_{p_1}), (p_2, w_{p_2}), \dots, (p_m, w_{p_m})\}$ 流向分布 $Q = \{(q_1, w_{q_1}), (q_2, w_{q_2}), \dots, (q_n, w_{q_n})\}$ 的最优流向, $\{g_{ij}\}$ 是分布 Q 流向分布 $R = \{(r_1, w_{r_1}), (r_2, w_{r_2}), \dots, (r_z, w_{r_z})\}$ 的最优流向, 目标是只要找到一个可行的流向从分布 P 流向分布 R , 并且不超过 $P \rightarrow Q \rightarrow R$ 的距离就完成了对三角不等式的证明。

定义 $\{b_{ijk}\}$ 为从 $P_i \rightarrow Q_j \rightarrow R_k$ 的流向, 其中 i, j, k 对应于 p_i, q_j, r_k 。因此可以很容易得到:

$$\sum_{k=1}^z b_{ijk} = f_{ij} \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^m b_{ijk} = g_{ij} \quad (11)$$

定义 $h_{ik} \triangleq \sum_{j=1}^n b_{ijk}$ 为 p_i 到 r_k 的一个流向, 因为它同样满足式(5)~(8)的约束条件, 如式(12)~(14)所示, 所以是一个可行的流向。

$$b_{ijk} > 0 \quad 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq z \quad (12)$$

$$\sum_k h_{ik} = \sum_{j,k} b_{ijk} = \sum_j f_{ij} = w_{p_i} \quad (13)$$

$$\sum_i h_{ik} = \sum_{i,j} b_{ijk} = \sum_j g_{ij} = w_{r_k} \quad (14)$$

因为 $\text{EMD}(P, R)$ 是分布 P 到分布 R 的最小流向, 然后 h_{ik} 也是一个合理的流向, 所以由式(15)证得 EMD 距离满足三角不等式, 进而是一个真正的距离度量。

$$\begin{aligned} \text{EMD}(P, R) &\leq \sum_{i,k} h_{ik} d(p_i, r_k) = \\ &\sum_{i,j,k} b_{ijk} d(p_i, r_k) \leq \sum_{i,j,k} b_{ijk} d(p_i, q_j) + \sum_{i,j,k} b_{ijk} d(q_j, r_k) = \\ &\sum_{i,j} f_{ij} d(p_i, q_j) + \sum_{j,k} g_{ij} d(q_j, r_k) = \text{EMD}(P, Q) + \\ &\text{EMD}(Q, R) \end{aligned} \quad (15)$$

本文考虑到不同测试点的测试数据差异性较大, 设计了一种地面距离的度量, 表达式如下:

$$d_{ij} = 1 - e^{-\alpha |x_i^\lambda - y_j^\lambda|} \quad (16)$$

$$\alpha = \|\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{dim}\|^T \quad (17)$$

其中, $\|\cdot\|$ 表示 L_p 范数, α 表示分布中区分远近距离的权重, σ_i 表示第 i 维分量从总体分布中得到的标准差, dim 是距离空间的维数。这样的一种地面距离有这样的优点: 在数据量级差异很大时, 它饱和到 1, 这限制了差异性很大的数据特征对总体相似分布之间的距离产生影响。显然, 此地面距离满足非负性和对称性, 下面给出三角不等式的证明, 以说明此距离也是一个公制的距离定义。

证明: $\rho(x, y) = 1 - e^{-\alpha \|x - y\|}$ 满足三角不等式

假设 $\alpha \geq 0$, 已知 $\|x - y\| + \|y - z\| \geq \|x - z\|$, 可以得到以下推导:

$$0 \leq \rho(x, y)\rho(y, z) = (1 - e^{-\alpha \|x - y\|})(1 - e^{-\alpha \|y - z\|}) = 1 - e^{-\alpha \|x - y\|} - e^{-\alpha \|y - z\|} + e^{-\alpha(\|x - y\| + \|y - z\|)} \leq 1 - e^{-\alpha \|x - y\|} - e^{-\alpha \|y - z\|} + e^{-\alpha \|x - z\|} = (1 - e^{-\alpha \|x - y\|}) + (1 - e^{-\alpha \|y - z\|}) - (1 - e^{-\alpha \|x - z\|}) = \rho(x, y) + \rho(y, z) - \rho(x, z) \quad (18)$$

所以有 $\rho(x, y) + \rho(y, z) - \rho(x, z) \geq 0$, 即 $\rho(x, y) + \rho(y, z) \geq \rho(x, z)$, 证毕。

故障诊断的性能与选取的测试紧密相关, 由于故障可以由任意测试组合进行诊断, 因此本文将所有测试组合的EMD距离最大值作为故障可诊断性评价的结果。根据以上分析, 可以得到故障可诊断性评价公式为:

$$D(f_i, f_0) = \max\{\text{EMD}(P_\lambda, Q_\lambda)\} \quad i = 1, 2, \dots, m, \lambda = 1, 2, \dots, 2^{d_i - 1} \quad (19)$$

$$D(f_i, f_j) = \max\{\text{EMD}(P_\lambda, Q_\lambda)\} \quad i, j = 1, 2, \dots, m, i \neq j, \lambda = 1, 2, \dots, 2^{d_{ij} - 1} \quad (20)$$

其中, d_i 表示与故障 f_i 相关的测试个数, d_{ij} 表示与故障 f_i 相关或者与故障 f_j 相关的测试个数, d_i 和 d_{ij} 均可以通过多信号流图模型得到的 **FT** 矩阵获得。 $D(f_i, f_0)$ 表示故障 f_i 的可检测性指标 (fault detectability index, FDI), 即表征检测故障 f_i 的难度。 $D(f_i, f_0)$ 数值越大说明故障 f_i 的可检测性越高, 故障 f_i 越容易被检测, $D(f_i, f_0) = 0$ 表示故障 f_i 是不可检测的。 $D(f_i, f_j)$ 表示 f_i 和 f_j 的故障可隔离性指标 (fault isolability index, FII), 即表征隔离故障 f_i 和故障 f_j 的难度。 $D(f_i, f_j)$ 数值越大说明故障 f_i 和故障 f_j 的可隔离性越高, 故障 f_i 和故障 f_j 越容易被隔离, $D(f_i, f_j) = 0$ 说明故障 f_i 和故障 f_j 不可隔离。由于故障不存在与自身的可隔离性, 所以不考虑 $D(f_i, f_j)$, $i = j$ 的情况。由式(9)和(20)可知, $D(f_i, f_j) = D(f_j, f_i)$ 。

基于以上分析, 可以构建如下的故障可诊断性评价矩阵 $\mathbf{A} \in R^{m \times (m+1)}$:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} D(f_1, f_0) & * & D(f_1, f_2) & \cdots & D(f_1, f_m) \\ D(f_2, f_0) & D(f_2, f_1) & * & \cdots & D(f_2, f_m) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D(f_m, f_0) & D(f_m, f_1) & D(f_m, f_2) & \cdots & * \end{bmatrix} \quad (21)$$

其中, 评价矩阵 \mathbf{A} 的第1列表示故障可检测性评价结果, 第2列~第 $m+1$ 列表示故障可诊断性评价结果。相比于定性模型得到的相关性矩阵 **FT**, 评价矩阵 \mathbf{A} 不仅能够描述故障是否能够被诊断, 还能够通过矩阵中元素的数值大小来反映诊断故障的难易程度。

2.3 基于可诊断性评价模型的指标预计

在理想情况下即不考虑噪声干扰时, 如果故障 f_i 是不可检测的, 则 $D(f_i, f_0) = 0$ 。但由于系统在实际测量过程中不可避免地存在各种干扰因素, 此时故障 f_i 的可检测性

指标会略微大于0, 因此需要设定一个合适的阈值来辅助判定可诊断性。记可诊断性阈值为 ξ , 通过计算全部 d 个测试下两组正常情况下测量数据 $X_N \sim P_\lambda^N, Y_N \sim Q_\lambda^N$ 之间的EMD距离来确定, 具体表达式如下:

$$\xi = \max\{\text{EMD}(P_\lambda^N, Q_\lambda^N)\} \quad \lambda = 1, 2, \dots, 2^{d-1} \quad (22)$$

通过获取多组正常情况下的测量数据, 多次计算求得平均值得到系统的可诊断性阈值 ξ 。由此可以得到基于可诊断性定量评价模型的故障可诊断性判断准则: 若 $D(f_i, f_0) \geq \xi$, 则认为故障 f_i 是可检测的, 否则故障 f_i 是不可检测的; 若 $D(f_i, f_j) \geq \xi$, 则认为故障 f_i 和故障 f_j 是可隔离的, 否则故障 f_i 和故障 f_j 是不可隔离的。综上, 可以预计故障检测率 (fault detection rate, FDR) 和故障隔离率 (fault isolation rate, FIR), 具体表达式如下:

$$\begin{cases} \text{FDR} = \frac{m'_D}{m} \\ \text{FIR} = \frac{m'_I}{m_D} \end{cases} \quad (23)$$

其中, m 表示可诊断性评价矩阵 \mathbf{A} 的行数, m'_D 表示矩阵 \mathbf{A} 的第1列元素中大于 ξ 的个数, m'_I 表示矩阵 \mathbf{A} 中 $D(f_i, f_j)$ 全部大于 ξ 的行个数。

3 实例验证

开关电源作为电力电子系统中最重要的功能单元之一, 其主要功能是完成电能的转换和功率的传递, 目前广泛应用于军工设备、仪器仪表、通信设备等各个领域。本文以某型装备的开关电源作为实例来验证所提出方法的有效性, 该开关电源采用PWM波开关控制方式, 将220V交流电转换为可控的恒流源供给负载, 从而实现电能的转换, 其电路原理图以及测试点位置如图1所示。选取系统中部分关键元件的故障模式进行分析, 如表1所示。

系统中所有电阻的容差为5%, 电容的容差为10%, 选取电压信号 s_1 和电流信号 s_2 作为测试信号, 假设为系统设置了12个测试点。由此, 根据开关电源的原理图, 建立多信号流图模型如图2所示。

图2中省略了有向边和信号的序号, 故障单元模块以深色标注, 测点位置用圆点标出, 其中元件 $S, Q_1, U_3, R_{18}, C_{10}, R_{15}, R_5, R_{11}$ 分别用 $m_1 \sim m_8$ 进行表示。由于故障 $f_1 \sim f_8$ 分别存在于单元模块 $m_1 \sim m_8$ 中, 并且每一个模块都能影响电压信号 s_1 和电流信号 s_2 , 由此可以得出故障-信号矩阵 **FS**, 如式(24)所示。系统中共设置了12个测试点, 其中, $t_1, t_3, t_5, t_8, t_{10}, t_{11}, t_{12}$ 测量电压信号, t_2, t_4, t_6, t_7, t_9 测量电流信号, 由此可得出测试信号-矩阵 **TS**, 如式(25)所示。此外, 由于系统是个反馈电路, 所以每一个单元模块 $m_1 \sim m_8$ 都至少存在一条通路到达测试 $t_1 \sim t_{12}$, 因此可推导出模块-测试矩阵 $\mathbf{MT} = \mathbf{I}$ 。则相关性矩阵 **FT** 由式(3)可得, 如式(26)所示。即故障 $f_1 \sim f_8$ 与测试 $t_1 \sim t_{12}$ 均相关。

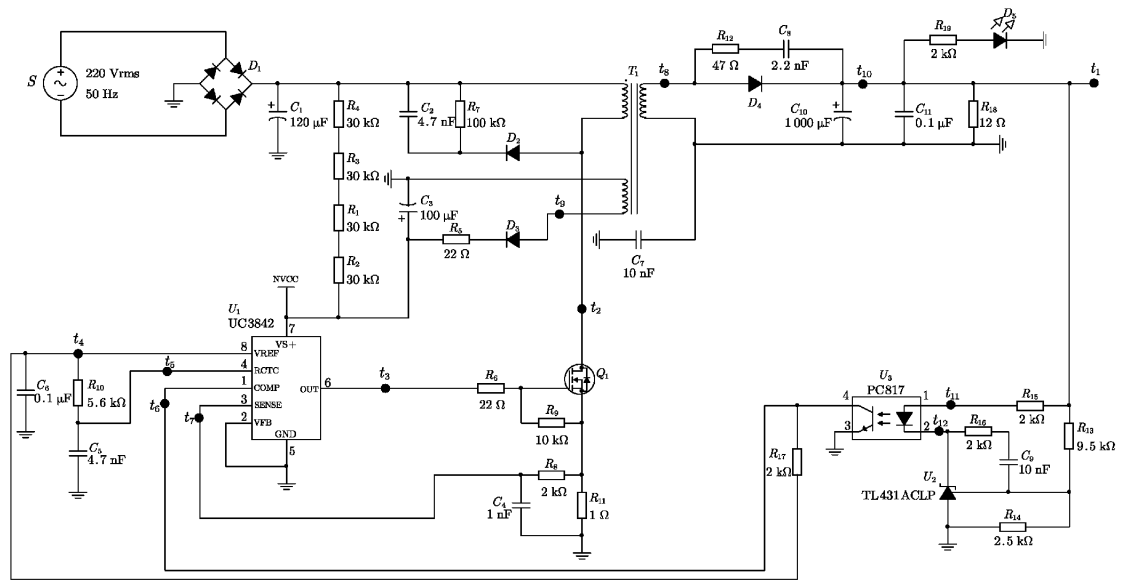


图 1 开关电源原理

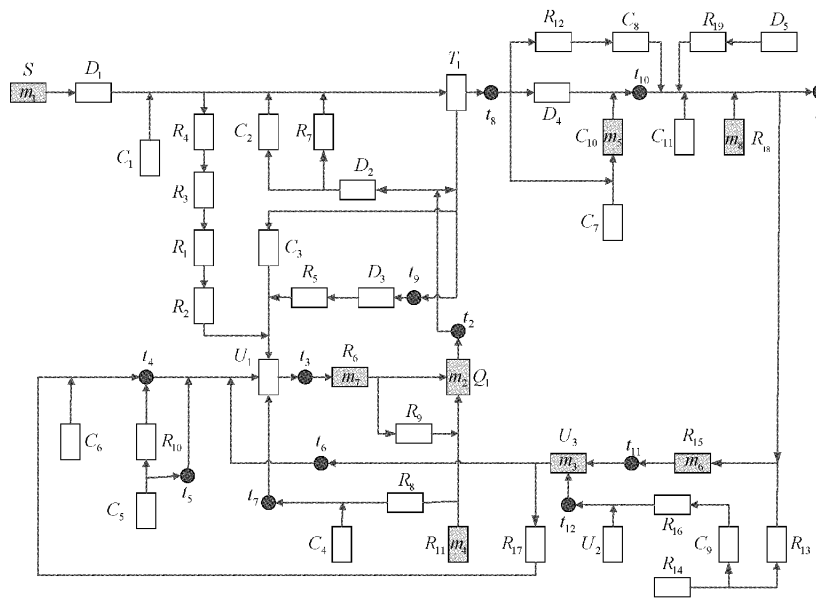


图 2 开关电源多信号流图模型

表 1 故障模式表

故障编号	故障元件	故障类型
f_0	—	无故障
f_1	S	无输入信号
f_2	Q_1	开路
f_3	U_3	短路
f_4	R_{18}	开路
f_5	C_{10}	短路
f_6	R_{15}	开路
f_7	R_6	开路
f_8	R_{11}	短路

$$FS = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (24)$$

$$TS = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (25)$$

$$\mathbf{FT} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

由多信号流图模型进行定性分析可知,虽然能够分析开关电源系统的故障是否能够被检测和隔离,但也存在两点不足:一是不能量化故障被检测或被隔离的难易程度,无法全面衡量系统能够准确有效地检测和隔离故障的能力;二是在分析故障能否被隔离时,是通过比较 \mathbf{FT} 矩阵中的各行来区分故障的,而当 \mathbf{FT} 矩阵的第 i 行和第 j 行完全相同时,按照定性分析的方法是无法区别这两个故障的,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.323\ 2 & * & 0.646\ 3 & 0.301\ 6 & 0.296\ 4 & 0.344\ 1 & 0.538\ 4 & 0.407\ 6 & 0.344\ 1 \\ 0.511\ 3 & 0.646\ 3 & * & 0.444\ 9 & 0.542\ 4 & 0.586\ 5 & 0.527\ 6 & 0.647\ 7 & 0.586\ 5 \\ 0.322\ 6 & 0.301\ 6 & 0.444\ 9 & * & 0.201\ 6 & 0.352\ 4 & 0.386\ 5 & 0.416\ 6 & 0.352\ 4 \\ 0.351\ 1 & 0.296\ 4 & 0.542\ 4 & 0.201\ 6 & * & 4.7 \times 10^{-13} & 0.538\ 4 & 0.438\ 1 & 0.425\ 4 \\ 0.467\ 8 & 0.344\ 1 & 0.586\ 5 & 0.352\ 4 & 4.7 \times 10^{-13} & * & 0.538\ 4 & 0.506\ 9 & 0.425\ 4 \\ 0.535\ 7 & 0.538\ 4 & 0.527\ 6 & 0.386\ 5 & 0.538\ 4 & 0.538\ 4 & * & 0.632\ 3 & 0.538\ 4 \\ 0.531\ 4 & 0.407\ 6 & 0.647\ 7 & 0.416\ 6 & 0.438\ 1 & 0.506\ 9 & 0.632\ 3 & * & 0.506\ 9 \\ 0.467\ 8 & 0.344\ 1 & 0.586\ 5 & 0.352\ 4 & 0.425\ 4 & 0.425\ 4 & 0.632\ 3 & 0.538\ 4 & * \end{bmatrix}$$

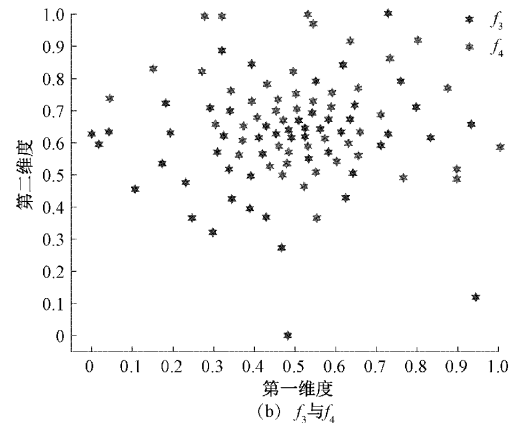
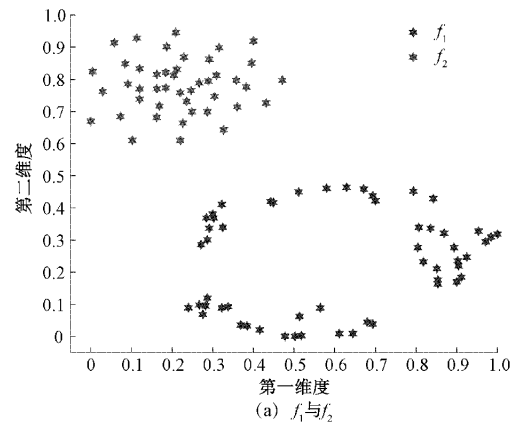
由系统故障可诊断性评价矩阵 \mathbf{A} 可知,矩阵第 1 列元素代表检测故障的难度,由此可知系统中共有 8 种故障模式的故障可检测性定量评价指标均大于可诊断性阈值 $\xi = 0.03$, 因此系统所有故障都是可检测的,且所有故障模式都具有较好的可检测性,其中故障 f_6 的可检测性最高 $D(f_6, f_0) = 0.535\ 7$, 故障 f_3 的可检测性最低 $D(f_3, f_0) = 0.322\ 6$; 从可隔离性评价指标可以看出,除 $D(f_4, f_5) = 4.7 \times 10^{-13}$ 远小于可诊断性阈值 $\xi = 0.03$ 外,其余元素均大于 $\xi = 0.03$, 因此故障 f_4 和 f_5 是不可隔离的,其余故障均能够互相隔离。因此,由式 (23) 可以预计故障检测率 $\text{FDR} = 100\%$ 和故障隔离率 $\text{FIR} = 75\%$ 。

为验证本文提出的方法对故障诊断难度评价结果的正确性,采用 t-SNE 算法对测量的数据进行二维空间的可视化投影,根据数据的聚类程度对所提方法进行验证。由可诊断性评价矩阵 \mathbf{A} 可知 $D(f_1, f_2) > D(f_3, f_4) > D(f_4, f_5)$, 考虑以故障 f_1 与 f_2, f_3 与 f_4, f_4 与 f_5 为例进行验证,其中每类故障的测试信号均采集 50 个数据样本,仿真结果如图 3 所示。

由图 3(a)、(b)、(c) 的数据可视化结果可知,对于故障 f_1 与 f_2 , 测试数据全部分布在同一区域,且两类数据之间的间隔较大,区分度较高,可以明显区分出两类故障;对于故障 f_3 与 f_4 , 同一类别的测量数据仅有部分分布在同一区域内,并且两类测量数据所在区域存在重叠,区分度不

通常认为 f_i 和 f_j 是不可隔离的。但如果考虑测试信号的实际意义,发生故障 f_i 时所测量得到的信号和发生故障 f_j 时的测量信号可能并不是完全相同的,因此可以通过进一步分析故障引起的测试信号变化的差异来区分隔离故障。

由上述分析可知,式 (19) 和 (20) 中的 $d_i = d_{ij} = 12$, 即在对故障 $f_1 \sim f_8$ 进行故障诊断时,共有 $2^{12} - 1$ 种测试组合,即 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_\lambda\}$, 其中 $\lambda = 2^{12} - 1$ 。假设测量信号的信噪比为 $\text{SNR} = 25\ \text{dB}$, 均匀采集 $0 \sim 5\ \text{ms}$ 时间内的测量数据。当配置所有 12 个测试,信噪比 $\text{SNR} = 25\ \text{dB}$ 时,计算两组正常情况下测量数据之间的 EMD 为 $0.021\ 2$ 。因此取可诊断性阈值 $\xi = 0.03$, 若 $D(f_i, f_0) \geq 0.03$, 则可认为故障 f_i 是可检测的;若 $D(f_i, f_j) \geq 0.03$, 则可认为故障 f_i 和 f_j 是可隔离的。当配置所有的 12 个测试时,利用本文提出的方法对故障进行可诊断性定量评价,得到如下的评价结果矩阵:



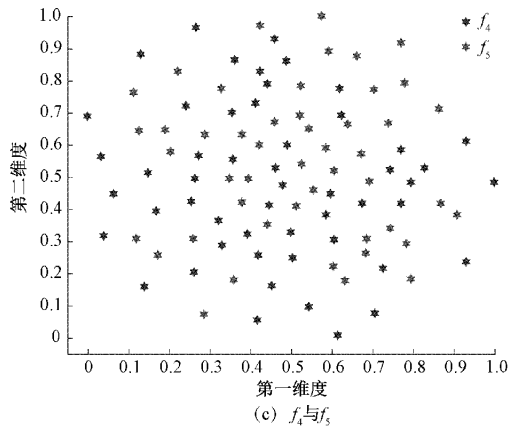


图 3 测试数据可视化结果

明显,但勉强能够区分;对于故障 f_4 与 f_5 , 两类测量数据所在区域基本上完全重合,数据可区分性差,难以区分两类故障。上述结果与故障诊断难度的评价结果是一致的,因此可以说明本文所提方法对故障诊断难度评价结果是正确的。

同时,为说明本文提出方法的优点,将本文方法与文献[6]中基于 K-L 散度方法的故障可诊断性评价结果进行对比分析。基于 K-L 散度的可诊断性评价结果如表 2 所示。

由表 2 可以看出,基于 K-L 散度的可诊断性评价结果是不对称的,即 $D(f_i, f_j) \neq D(f_j, f_i)$, 这将影响故障隔离难度的判断。例如 $D(f_1, f_2) > D(f_1, f_3)$, 而 $D(f_3, f_1) > D(f_2, f_1)$, 此时无法判断隔离故障 f_1 和 f_2 的难度

表 2 基于 K-L 散度的可诊断性评价结果

	f_0	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
f_1	$3.388\ 5 \times 10^3$	—	$3.388\ 6 \times 10^3$	2.831 6	1.051 2	1.070 7	2.625 1	292.856 7	1.098 7
f_2	$3.791\ 5 \times 10^3$	3.965 2	—	3.671 2	3.594 0	3.562 0	2.855 5	1.056 5	1.859 8
f_3	$3.382\ 4 \times 10^3$	384.058 9	$2.075\ 6 \times 10^3$	—	354.889 2	359.020 8	356.706 7	1.532 0	$2.121\ 3 \times 10^3$
f_4	$3.442\ 0 \times 10^3$	0.678 4	$1.748\ 8 \times 10^3$	2.792 6	—	0.001 9	1.228 8	2.521 0	3.329 9
f_5	$3.292\ 5 \times 10^3$	0.661 6	$1.645\ 5 \times 10^3$	2.798 4	0.002 0	—	1.114 1	0.330 1	2.276 5
f_6	$3.288\ 5 \times 10^3$	0.665 5	406.205 0	2.795 0	0.440 5	0.414 9	—	1.273 2	2.678 3
f_7	$3.542\ 1 \times 10^3$	5.819 8	0.617 2	0.438 7	0.717 4	1.564 0	0.663 8	—	0.743 2
f_8	$3.421\ 3 \times 10^3$	0.643 2	0.807 0	3.902 9	2.981 6	4.232 5	3.575 8	$1.412\ 3 \times 10^3$	—

是否大于隔离故障 f_1 和 f_3 的难度。而本文提出的利用 EMD 距离来度量故障可诊断性,满足对称性条件,因此基于本文所提方法得到的可诊断性评价结果也是对称的,能够明确隔离每个故障的难度。

4 结 论

本文针对可诊断性建模问题,分别开展了可诊断性定性建模方法和定量建模方法的研究,定义了一个适用于可诊断性分析的多信号流图模型,用来描述系统的功能组成结构。以系统中的功能信号为桥梁,将故障和测试关联起来,建立了可诊断性定性分析模型,该模型反映了故障-测试-信号三者之间的相关关系,可以对故障的可诊断性进行定性分析。在定性模型的基础上,结合数据驱动框架,提出了一种基于 EMD 的可诊断性定量评价模型,将故障诊断难度的定量评价问题转化为多元分布之间的距离度量问题,通过度量测试数据之间的分布距离来衡量系统诊断故障的难易程度,进而更加全面地衡量系统能够准确地检测和隔离故障的能力。将本文提出的方法应用于开关电源系统,得到了较好的评价结果,与实际维修保障的情况相符,验证了本文方法的有效性,为可诊断性建模提供了一条可行的思路。

参 考 文 献

- [1] CUI Y, SHI J, WANG Z. System-level operational diagnosability analysis in quasi real-time fault diagnosis: The probabilistic approach[J]. Journal of Process Control, 2014, 24(9): 1444-1453.
- [2] FU F, WANG D, LIU P, et al. Evaluation of fault diagnosability for networked control systems subject to missing measurements[J]. Journal of the Franklin Institute, 2018, 355(17): 8766-8779.
- [3] YAN R, HE X, WANG Z, et al. Detection, isolation and diagnosability analysis of intermittent faults in stochastic systems [J]. International Journal of Control, 2018, 91(2): 480-494.
- [4] 李辉,郝如江. 基于循环多核相关熵的故障检测方法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 252-260.
- [5] 张昌凡,刘佳峰,何静,等. 基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 61-67.
- [6] 王星河,王红军. 一种 WACEEMDAN 和 MSB 的轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 91-99.
- [7] 王大铁,符方舟,刘成瑞,等. 控制系统可诊断性的内涵

- 与研究综述[J]. 自动化学报, 2018, 44(9): 1537-1553.
- [8] 符方舟, 王大轶, 李文博. 动态系统固有可诊断性的量化评价方法[C]. 第三十八届中国控制会议论文集, 2019(7): 169-174.
- [9] 蒋栋年, 李炜, 王君, 等. 基于故障可诊断性量化评价的传感器优化配置方法研究[J]. 自动化学报, 2018, 44(6): 1128-1137.
- [10] 李文博, 王大轶, 刘成瑞. 动态系统实际故障可诊断性的量化评价研究[J]. 自动化学报, 2015, 41(3): 497-507.
- [11] SHARIFI R, LANGARI R. Sensor fault diagnosis with a probabilistic decision process[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 34(1-2): 146-155.
- [12] 李文博, 王大轶, 刘成瑞. 一类非线性系统的故障可诊断性量化评价方法[J]. 宇航学报, 2015, 36(4): 455-462.
- [13] 田仲, 石君友. 系统测试性设计分析与验证[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2003.
- [14] 邱静. 装备测试性建模与设计技术[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 305-315.
- [15] RUBNER Y, TOMASI C, GUIBAS L J. The earth mover's distance as a metric for image retrieval[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 40(2): 99-121.

作者简介

赵力(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为测试性设计、故障诊断与故障预测。

E-mail: 1052796777@qq.com

史贤俊, 教授, 博士, 主要研究方向为自动控制、测试性和故障诊断。

E-mail: sxjaa@sina.com