

连续系统故障可诊断性评价方法综述

化永朝¹, 李清东¹, 任章¹, 刘成瑞²

(1. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191; 2. 北京控制工程研究所, 北京 100190)

摘要: 故障可诊断性评价是故障诊断的基础, 能够为诊断算法的开发和传感器的优化配置提供依据与指导. 在梳理可诊断性概念、评价流程与功能的基础上, 从定量模型、定性模型以及数据驱动这3个方面对连续系统可诊断性评价方法进行分类综述, 归纳和评析了各方法的原理与特点, 并比较了定性评价与量化评价结果的优缺点. 最后探讨了故障可诊断性评价方法未来可能的发展方向.

关键词: 故障可诊断性; 定量模型; 定性模型; 数据驱动; 量化评价

中图分类号: TP277

文献标志码: A

Overview of fault diagnosability evaluation methods for continuous systems

HUA Yong-zhao¹, LI Qing-dong¹, REN Zhang¹, LIU Cheng-rui²

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; 2. Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190, China. Correspondent: LI Qing-dong, E-mail: liqingdong@buaa.edu.cn)

Abstract: Fault diagnosability is the fundamental for fault diagnosis. The knowledge of achievable diagnosability performance can provide the theoretical guidance for the development of diagnostic algorithms and the optimization of sensor placement. The concept and evaluation process of diagnosability are firstly introduced. Then existing fault diagnosability evaluation methods for the continuous systems are categorized into three types, i.e., methods based on the quantitative model, the qualitative model, and the statistical data. The characteristics of each method are summarized, and comparison of qualitative and quantitative evaluation is presented. Finally, several potential research tendencies are discussed.

Keywords: fault diagnosability; quantitative model; qualitative model; data driven; quantitative evaluation

0 引言

近年来, 随着系统规模和复杂性的不断增加, 对安全性和可靠性的要求越来越高, 故障诊断理论和算法已逐渐成为研究的热点^[1-3]. 但是, 目前的研究大都集中于诊断算法的设计与应用, 较少涉及到故障可诊断性评价. 故障诊断算法是在故障发生之后才发挥作用, 并没有融入系统的设计过程. 为了能够在设计阶段提高系统的故障诊断性能, 有必要将可诊断性作为一种性能指标纳入设计体系中^[4].

可诊断性是指故障能够被准确有效识别的程度, 其中, 准确是指故障发生时能够快速无差别地实现检测和隔离, 有效是指实现故障诊断所需优化的资源^[5]. 可诊断性是故障诊断的基础, 只有系统的可诊断性得到满足, 设计诊断算法才具有实际意义. 对于缺少必

要的量测信息、本身就不可诊断的故障, 无论设计如何复杂的诊断算法都无济于事. 在系统的设计阶段进行故障可诊断性评价, 能够为诊断算法的开发和传感器的优化配置提供理论指导, 提高故障诊断能力, 保障系统安全可靠运行.

根据动态系统的时间特性, 被诊断系统可以分为连续系统(CS)以及离散事件系统(DES). 连续系统是指状态随时间不断变化的系统, 离散事件系统是指由事件驱动的状态离散的动态系统. Sampath等^[6-7]于1995年提出了离散事件系统故障可诊断性的定义, 并给出了基于诊断器的可诊断性分析方法. 近20年来, 针对DES可诊断性的研究蓬勃发展, 逐渐形成了比较完整的研究体系^[8]. 然而, 目前对于连续系统故障可诊断性的研究尚处于起步阶段, 已有成果大都从各自

收稿日期: 2015-12-01; 修回日期: 2016-03-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61203093, 61101004).

作者简介: 化永朝(1992-), 男, 博士生, 从事故障诊断和容错控制的研究; 任章(1957-), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断、容错控制、精确制导与控制等研究.

的理解出发,并未对可诊断性评价问题开展系统研究.在总结国内外现有成果的基础上,本文对连续系统的故障可诊断性评价方法进行综述,希望能为可诊断性的研究提供启发与参考.

本文首先梳理了故障可诊断性的概念、评价流程与功能;其次,根据被诊断系统的不同建模方式,将基于定量模型、定性模型以及数据驱动的评价方法进行综述,归纳和评析各方法的原理与特点;再次,介绍了可诊断性定性评价与量化评价这两类不同的评价结果,并比较了各自的优缺点;最后,探讨了故障可诊断性评价方法未来可能的发展趋势.

1 故障可诊断性概述

1.1 可诊断性概念

可诊断性是指故障能够被准确有效识别的程度,包括可检测性(detectability)和可分离性(isolability).可检测性是指故障发生后,系统能够表现出与正常状态有所差异的能力;可分离性是指对于不同故障,系统具有不同表现形式的能力^[9].在已有的研究中,对故障可诊断性主要有两种不同的理解.早期的研究认为可诊断性与故障诊断算法有关,通过故障诊断算法的存在性来评价可诊断性^[9-11].这种评价方法能够在进行详细的诊断算法设计之前,获得诊断算法对于系统的诊断能力.但是,该评价方式与外部诊断算法的具体形式相关,对于不同的诊断方法则不再适用,不能准确反映被诊断系统的特性.目前,更多的学者将可诊断性作为被诊断系统的内在属性,即认为可诊断性不依赖于任何的故障诊断算法.因此,本文从系统属性的观点出发,主要介绍不涉及诊断算法的故障可诊断性评价方法.

1.2 可诊断性评价流程与功能

现有的可诊断性评价方法都是针对故障模式开展研究,分析各故障的可检测性以及两两之间的可分离性.可诊断性评价是指基于系统的现有配置,针对给定的典型故障集合,充分利用被诊断系统的已知信息,给出可检测、不可检测、可分离和不可分离的故障分类结果.故障可诊断性评价流程如图1所示.

根据可诊断性评价结果,可以获得当前系统配置下故障能够被诊断清楚的程度,给出故障诊断算法所能达到的上限值.对于不可诊断的故障,无论应用多么复杂的诊断算法都无济于事.这时需要对被诊断系统的测点进行优化配置,以获取更多的可用于诊断的信息.因此,可诊断性评价可以指导诊断算法的开发与测点的优化配置,把提高故障诊断能力的工作重点前移到系统设计阶段,保障系统安全可靠运行.

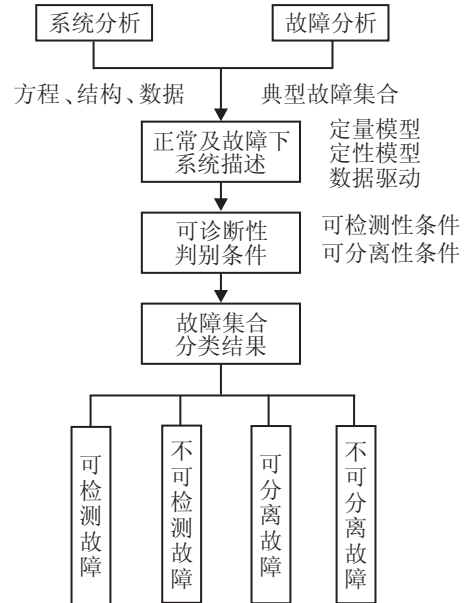


图1 故障可诊断性评价流程

1.3 可诊断性评价方法分类与对比

被诊断系统的定量解析关系、定性知识以及输入输出数据是进行故障可诊断性评价的基础,所有的评价方法都需要系统在正常以及不同故障模式下的描述信息.从系统描述的角度出发,可诊断性评价可以分为基于定量模型、定性模型以及数据驱动的方法,如表1所示.

表1 故障可诊断性评价方法分类

定量模型	线性系统	传递函数
		状态方程
	非线性系统	微分代数方程
		准静态模型
		滑动窗口模型
定性模型	结构模型	偶图
		邻接矩阵
	图论	多信号流图
		有向图
		符号有向图
数据驱动	主元分析	二次型指标
		距离相似性
	相似性度量	方向相似性

以上3类评价方法各有特点与适用范围,对比分析如下.

1) 定量模型: 通常表示为一组确定的数学方程,能够精确描述系统的行为特性.将故障视为输入或扩展状态,通过分析方程中矩阵的性质来判别可诊断性.适用于物理意义明晰、参数易于确定、能够用数学方程解析表达的系统.

2) 定性模型: 能在较高层次上给出系统的宏观描述, 充分考虑故障的传播影响, 表达出实际系统中的因果关系. 通过建立故障与量测信息之间的关联矩阵或关联关系图, 比较故障特征进行可诊断性评价. 适用于运行机理复杂、缺少量测数据、难以建立精确定量模型的系统.

3) 数据驱动: 不需要建立系统模型, 从量测数据出发, 通过分析正常以及故障模式下数据的差异性给出可诊断性判别条件. 适用于不确定因素多且过程复杂, 但具有大量能反映运行机理和运行状态的历史数据的复杂系统.

2 基于定量模型的评价方法

定量模型包括代数方程、微分方程以及传递函数等, 以下分别对线性系统和非线性系统的可诊断性评价方法进行综述.

2.1 线性系统

2.1.1 传递函数

根据系统组成和工作原理建立系统的传递函数模型, 其形式如下:

$$y = G_u(s)u + G_d(s)d + G_f(s)f. \quad (1)$$

其中: $y \in R^{n_y}$ 、 $u \in R^{n_u}$ 、 $d \in R^{n_d}$ 、 $f \in R^{n_f}$ 分别表示系统的输出信号、输入信号、扰动信号及故障信号, $G_u(s)$ 、 $G_d(s)$ 、 $G_f(s)$ 分别表示输入到输出、扰动到输出和故障到输出的传递函数矩阵.

文献 [12-14] 基于式 (1) 表示的传递函数模型, 通过判断故障到可测信息的传递关系得到可诊断性判别条件. 故障可检测条件为故障到可测信息的传递函数不等于零; 故障可分离条件为不同故障到可测信息间的传递函数不同. Gobbo 等^[15]在频率域给出了可检测性的判别方法. 当存在一个频率范围使得系统至少有一个输出, 其由故障 f_i 引起的信号功率大于扰动功率, 则认为该故障可检测.

基于传递函数的评价方法将故障视为附加输入, 通过比较各故障对应的传递函数在时域或频域的特性来判别可诊断性. 这种评价方法不适用于参数故障的分析, 并且没有考虑故障本身的特性.

2.1.2 状态方程

状态方程能够更清晰地反映系统内部状态的动态特性, 适用于多输入输出系统的定量建模, 其形式如下:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + B_u u(t) + B_d d(t) + B_f f(t), \\ y(t) &= Cx(t) + D_u u(t) + D_d d(t) + D_f f(t). \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $y \in R^{n_y}$ 、 $x \in R^{n_x}$ 、 $u \in R^{n_u}$ 、 $d \in R^{n_d}$ 、 $f \in R^{n_f}$ 分别表示系统的输出、状态、输入、扰动以及故障.

文献 [16-17] 把故障的可诊断问题转换成增广系统的状态可观性问题, 将故障视为系统的扩展状态, 通过判断故障所示状态是否可观给出故障可诊断性条件. 文献 [18] 同样从可观测性判据的角度出发, 考虑故障影响和模型不确定性, 建立卫星姿态闭环控制系统的增广状态空间模型, 给出了考虑不确定性的加性故障和乘性故障可诊断性条件.

2.1.3 微分代数方程

微分代数方程 (DAE) 可以用来建立电子系统、机械系统以及化工过程等的定量模型, 是传递函数与状态方程的更一般形式^[19]. 线性微分代数方程如下所示:

$$H(p)x + L(p)z + F(p)f = 0. \quad (3)$$

其中: $H(p)$ 、 $L(p)$ 、 $F(p)$ 为包含微分运算的多项式矩阵, $x \in R^{n_x}$ 表示所有的未知信号, $z \in R^{n_z}$ 表示所有的已知信号, $f \in R^{n_f}$ 表示故障信号.

Frisk 等^[20]利用线性微分代数方程进行系统建模, 并给出了可诊断性评价方法. 将与无故障模式对应的量测集合记为

$$\vartheta(NF) = \{z | \exists x : H(p)x + L(p)z = 0\},$$

与故障 f_i 对应的量测集合记为

$$\vartheta(f_i) = \{z | \exists x, g : H(p)x + L(p)z + F_i(p)g = 0\}.$$

如果 $\vartheta(f_i) \not\subset \vartheta(NF)$, 则故障 f_i 可检测; 如果 $\vartheta(f_i) \not\subset \vartheta(f_j)$, 则故障 f_i 与 f_j 可分离. 根据以上定义, 利用微分代数方程中多项式矩阵的性质, 得到可检测性与可分离性的判别条件: 当且仅当 $F_i(s) \notin \text{Im}H(s)$ 时, 故障 f_i 是可检测的; 当且仅当 $F_i(s) \notin \text{Im}[H(s) \ F_j(s)]$ 时, 故障 f_i 与 f_j 是可分离的.

2.1.4 准静态模型

Nejjari 等^[21]将状态方程推广到准静态模型 (QSM), 并给出了故障可诊断性判别条件. 准静态模型中同时包括静态变量和动态变量, 由代数方程和微分方程组成. 将故障作为系统的增广状态, 并假设故障为静态变量, 得到增广系统的准静态模型为

$$\begin{aligned} X_1(k+1) &= \begin{bmatrix} \tilde{A} & \tilde{A}_F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1(k) \\ X_2(k) \\ F(k) \end{bmatrix} + \tilde{B}U(k), \\ \begin{bmatrix} 0_{n_2 \times 1} \\ Z(k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \tilde{C} & \tilde{C}_F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1(k) \\ X_2(k) \\ F(k) \end{bmatrix} + \tilde{D}U(k). \end{aligned} \quad (4)$$

其中: $X_1 \in R^{n_1}$ 表示动态变量, $X_2 \in R^{n_2}$ 表示静态变量, \tilde{A}_F 表示故障对动态变量的影响, \tilde{C}_F 表示故障对静态变量以及输出的影响. 将故障的可诊断性评价问题转换为增广系统的可观测性问题, 利用系统矩阵的

性质给出故障可诊断性的条件: 从未知变量到可测信息的系统矩阵 M 满秩. 在系统矩阵满秩的情况下, 能够由可测信息确定增广系统的所有未知变量(包括状态变量和故障), 不仅可判定单故障的可诊断性, 而且同样适用于多故障的情况.

2.1.5 滑动窗口模型

Eriksson 等^[22-24]将状态方程变换为滑动窗口模型(SWM), 利用特定长度的时间窗口描述系统的动态行为, 将动态系统转换为静态描述方程的形式. 时间长度为 n 的滑动窗口模型为

$$Lz = Hx + Ff + Ne. \quad (5)$$

其中: z 、 x 、 f 、 e 分别表示时间长度为 n 的输入输出、状态、故障、噪声向量, L 、 H 、 F 、 N 为对应维数的系数矩阵.

根据等价空间原理, 在式(5)两边左乘 N_H , N_H 满足 $N_H H = 0$, 则可以消掉系统状态 x , 得到滑动窗口模型的输入输出形式

$$N_H Lz = N_H Ff + N_H Ne. \quad (6)$$

式(6)给出了动态系统在时间窗口长度 n 内的静态表现, 系统的输入输出信息 $N_H Lz$ 是由故障 $N_H Ff$ 与噪声 $N_H Ne$ 线性组合形成的多元分布.

文献[24]利用概率密度函数表示故障与噪声对系统的影响, 将可诊断性评价问题转化为求解概率分布差异程度的问题, 给出了故障可诊断性的定义和评价方法. 设故障模式 f_i 在所有时间特性下对应的概率密度函数的集合为 Z_{f_i} , f_i 在某一故障时间特性下的概率密度函数为 p_θ^i , 则故障 f_i 与故障模式 f_j 可分离的条件是 $p_\theta^i \notin Z_{f_j}$; 同理, 故障 f_i 可检测的条件为 $p_\theta^i \notin Z_{NF}$, 即 f_i 与无故障模式可分离. 利用 K-L 散度(Kullback-Leibler divergence)^[25]表示概率密度函数的差异程度, 得到可诊断性的量化评价指标——可区分度(distinguishability). 将给定故障时间特性的故障 f_i 与故障模式 f_j 之间的可区分度 $D_{i,j}(\theta)$ 定义为

$$D_{i,j}(\theta) = \min_{p^j \in Z_{f_j}} K(p_\theta^i \| p^j).$$

$D_{i,j}(\theta)$ 等于零, 表示在现有系统配置情况下故障 f_i 与故障模式 f_j 不可分离; $D_{i,j}(\theta)$ 大于零, 表示两故障可以分离, 并且取值越大, 可分离性越强.

基于滑动窗口模型的可诊断性评价方法考虑了故障本身的特性, 对于具有不同时间特性的故障, 计算得到的可区分度结果不同, 能够给出更细致的可诊断性评价结果.

2.2 非线性系统

严格地讲, 理想的线性系统是不存在的, 任何一个实际系统, 其组成元件总是或多或少带有死区、饱

和、间隙以及摩擦等非线性特性, 因此都属于非线性系统的范畴. 非线性系统的常见处理方法是小扰动线性化处理, 将系统作为线性模型来研究. 但是, 存在相当多的系统, 需要考虑非线性模型才能得到符合实际的结果. 目前, 针对非线性模型的故障可诊断性评价方法的研究较少.

Peng 等^[26]提出了一种基于仿射非线性模型的故障可诊断性评价方法, 仿射非线性系统的形式如下:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + \sum_{i=1}^m g_i(x)u_i + \sum_{i=1}^s p_i(x)\omega_i, \\ y &= [h_1(x) \cdots h_l(x)], \end{aligned} \quad (7)$$

其中 ω_i 表示系统故障.

针对以上仿射非线性模型, 根据微分几何理论^[27-28], 将故障视为一种输入, 通过输出对输入的不变性, 由故障矢量与子空间的从属关系得到故障可诊断性的判别条件. 故障可检测性是指输出能够反映故障的变化, 即输出与故障之间不是解耦的. 对于仿射非线性系统, 故障 f_i 的可检测性条件为

$$p_i \notin \langle f, g_1, \cdots, g_m, p_1, \cdots, p_s | \text{span}\{dh_1, \cdots, dh_l\} \rangle^\perp. \quad (8)$$

其中, $\langle \cdot \rangle^\perp$ 表示包含于分布 $\text{span}\{dh_1, \cdots, dh_l\}$ 且在向量场 $[f, g_1, \cdots, g_m, p_1, \cdots, p_s]$ 中的不变最大对偶分布. 可分离性是指故障 f_i 和 f_j 对输出的影响不同, 将 f_i 与 f_j 的差异程度记为 $\Delta_{i,j}$, 则可分离性的条件为

$$p \notin \langle f, g_1, \cdots, g_m, p_1, \cdots, p_s | \text{span}\{dh_1, \cdots, dh_l\} \rangle^\perp. \quad (9)$$

其中: $p \in \Delta_{i,j}$, $\Delta_{i,j} = \text{span}(P_i) \cup \text{span}(P_j) - \text{span}(P_i) \cap \text{span}(P_j)$.

3 基于定性模型的评价方法

定量模型依赖于精确的数学方程, 能够细致刻画系统的动态特性. 但是, 对于复杂系统, 往往存在难以用数学方程表达的部件, 建立准确的定量模型非常困难. 定性模型能在较高层次上给出系统的宏观描述, 充分考虑故障的传播影响. 以下分别介绍基于结构模型和图论的可诊断性评价方法.

3.1 结构模型

结构模型只考虑系统的结构信息, 即只关心每个约束方程中包含哪些变量^[29-31]. 结构模型不需要建立方程的数值解析关系, 是完全的定性模型. 当系统发生故障时, 基于结构模型的可诊断性评价方法只需要分析故障会影响到哪些约束方程.

结构模型通常利用偶图(bipartite graph)或邻接矩阵(adjacency matrix)来表示. 将表示系统结构的偶图记为 $G = (V \cup C, E)$. 其中: V 是代表状态、输入与

输出变量的节点集合, C 是代表约束方程的节点集合, Γ 表示变量 v_j 出现在约束方程 c_i 中的边集合. 与偶图相对应的邻接矩阵 M 是一个布尔矩阵, 矩阵的行表示约束, 列表示变量. 如果变量 v_j 出现在约束方程 c_i 中, 则矩阵元素 $m_{i,j} = 1$, 否则取零.

Frisk 等^[32-33]研究了基于结构模型的故障可诊断性评价方法. 利用偶图或邻接矩阵建立系统的结构模型, 进行 DM 分解 (Dulmage-Mendelsohn decomposition), 得到过约束子系统^[34]. 通过判断故障所影响的方程是否属于过约束子系统, 给出结构可检测性与可分离性的定义^[32]: 如果 $c_{f_i} \in C^+$, 则故障 f_i 是结构可检测的; 如果 $c_{f_i} \in (C \setminus \{c_{f_j}\})^+$, 则故障 f_i 与 f_j 结构可分离. 对过约束子系统变量进行匹配操作, 得到故障特征, 进而建立关联矩阵模型. 关联矩阵定义如下^[33]: 关联矩阵 S 的各行对应可测信息, 各列对应故障, 当故障 f_j 能够被可测信息 r_i 检测时, 矩阵元素 $s_{i,j} = 1$, 否则取值为零. 通过比较关联矩阵每一列的二元取值, 得到故障可诊断性的判别条件: 如果故障 f_i 所对应的列中存在非零元素, 则故障 f_i 具有结构可检测性; 如果故障 f_i 和故障 f_j 所对应的列元素不完全相同, 则两故障具有结构可分离性.

在关联矩阵中, 用数字“1”和“0”表示故障对测点信息是否有影响. 但对于实系统而言, 不同故障对同一测点的影响可能会有所不同. Kościelny 等^[35]对关联矩阵进行了扩展, 利用多元取值表示故障对量测信息的影响, 建立多元关联矩阵, 进行故障可诊断性评价. 计算结果表明, 多元关联矩阵能够分离更多的故障, 给出更全面的可诊断性评价结果.

3.2 图论

图论是解决故障诊断问题的重要方法, 同样可以用于故障可诊断性评价. 在充分了解系统结构和原理的基础上, 建立系统的多信号流图、有向图、符号有向图等定性模型^[36-37]. 在定性模型中进行故障注入和量测节点标记, 得到能够反映故障影响的关联关系图. 利用图论知识, 对关联关系图进行分析, 得到可检测性与可分离性的判别条件^[36]: 若故障 f_i 到所有量测节点存在至少一条可达路径, 则 f_i 可检测; 若故障 f_i 和 f_j 到可测点的所有可达路径包含的量测节点不完全相同, 则 f_i 与 f_j 可分离.

对于测点较多的复杂系统, 图论的方法绘图比较困难, 而关联矩阵便于计算机编程, 且在节点较多时便于扩展. 文献[14, 38]将图论的方法与关联矩阵结合起来, 分别利用多信号流图和有向图建立系统的定性模型, 引入关联矩阵描述故障对量测信息的影响, 给出关联关系图与关联矩阵之间的转换关系, 进行故障可检测性和可分离性评价.

4 数据驱动的评价方法

由于实际工业过程不确定因素多且过程复杂, 一般可包括非线性、时变、变量耦合、间歇等特性, 使其难以建立精确的过程模型及故障模型, 但其时刻产生大量反映过程运行机理和运行状态的数据^[3]. 数据驱动的可诊断性评价方法正是从量测数据出发. 以下分别介绍基于主元分析和相似性度量的评价方法.

4.1 主元分析

主元分析 (PCA) 是多元统计分析的重要方法之一, 广泛应用于工业过程监控和故障诊断领域. PCA 通过对历史数据进行线性变换, 选出能够最大程度保持原有信息的重要变量. 文献[39-42]中利用 PCA 方法进行故障可诊断评价, 给出了可检测性与可分离性的判别条件. 在 PCA 的框架下, 故障可诊断性是通过计算某一给定的指标是否大于阈值来判别的. 上述文献中用于故障可检测性评价的指标包括平方预测误差 (SPE)、Hotelling T^2 以及 SPE 与 T^2 的结合指标, 而用于故障可分离性评价的指标仅为 SPE.

由于以上所有 PCA 方法中的评价指标都具有二次型的形式, Mnassri 等^[43-44]拓展了故障可诊断性的定义, 给出了在任一次二次型指标下可检测性与可分离性的评价方法. 令 γ 表示任一形式的二次型指标, Υ 为二次型 γ 对应的对称半正定阵, Γ^2 表示对应的阈值, Ξ 表示构成故障变量方向的正交矩阵, 则有: 故障 f_j 是可检测的, 当下式成立:

$$\|\Upsilon^{\frac{1}{2}}\Xi_j f(k)\| > 2\Gamma; \quad (10)$$

故障 f_j 与故障 f_i 可以分离, 当下式成立:

$$\|(I_m - \Xi_i^0 \Xi_i^{0T})\Upsilon^{\frac{1}{2}}\Xi_j f(k)\| > 2\Gamma. \quad (11)$$

4.2 相似性度量

系统在正常以及不同故障模式下, 获得的量测信息会有所不同. 从数据驱动的角度出发, 可以将可诊断性评价问题转换为计算在不同故障模式下输入输出信息的相似性; 若故障 f_i 与 f_j 的可测信息之间的相似性较小, 即差异度较大, 则表明两故障之间的可分离性较强; 若故障 f_i 与无故障模式之间的相似性较小, 则该故障的可检测性较强.

4.2.1 距离相似性

Cui 等^[45]利用欧氏距离作为相似性指标, 进行故障可诊断性评价. 先将不同故障模式下的量测信息表示为常数, 用点与点之间的欧氏距离表示可诊断性, 进而假设量测信息满足特定的概率分布, 计算域对域距离作为可诊断性的评价指标.

欧氏距离作为最常见的距离计算方法, 但其没有考虑各变量的量纲以及变量之间的相关性, 为此, 出现了马氏距离 (Mahalanobis distance) 的概念^[46]. 马氏

距离独立于测量尺度,并且能够排除各变量之间的相关性干扰.数据集 $X^{(1)}$ 与 $X^{(2)}$ 重心之间的马氏距离计算公式为

$$\phi = \sqrt{(\bar{x}^{(1)} - \bar{x}^{(2)})^T \Sigma_1^+ (\bar{x}^{(1)} - \bar{x}^{(2)})}. \quad (12)$$

其中: $\bar{x}^{(1)}$ 、 $\bar{x}^{(2)}$ 分别表示数据集 $X^{(1)}$ 与 $X^{(2)}$ 的重心, Σ_1^+ 表示数据集 $X^{(1)}$ 协方差矩阵的伪逆.在假设马氏距离 ϕ 满足正态分布的情况下,马氏距离相似性指标计算公式^[47]为

$$S_{MD} = 1 - \int_{-\phi}^{\phi} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2} dz. \quad (13)$$

虽然尚没有查阅到应用马氏距离进行可诊断性评价的文献,但马氏距离已经广泛应用于故障诊断方法的设计,并取得了较好的诊断效果^[48-49].

4.2.2 方向相似性

将故障对系统量测信息的影响表示为向量形式,通过各向量之间的夹角关系,可以得到基于方向相似性的故障可诊断性评价方法. Sharifi 等^[50-51]忽略了系统的动态过程,利用故障向量的方向相似性进行传感器的故障可诊断性评价.将故障对系统的影响表示为故障图像向量,利用故障向量的分布概率表示可检测性,用不同故障向量之间的夹角表示可分离性.假设故障 f_i 与 f_j 对应的图像向量分别为 q_i 与 q_j ,则当 q_i 离原点越远时,故障 f_i 的可检测性越高;当 q_i 与 q_j 共线时,故障 f_i 与 f_j 不可分离,反之, q_i 与 q_j 共线程度越低,两故障的可分离性越高.

Krzanowski^[52]将方向相似性与主元分析结合起来,利用各加载向量之间的夹角余弦值给出了 PCA 方向相似性指标.假设 $X^{(1)}$ 和 $X^{(2)}$ 分别代表不同故障模式下的数据集,在每个数据集的变量中选择 k 个主元,则两数据集的 PCA 方向相似性指标计算公式为

$$S_{PCA} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^k \cos^2 \theta_{ij}, \quad (14)$$

其中 $\theta_{i,j}$ 表示数据集 $X^{(1)}$ 的第 i 个加载向量与数据集 $X^{(2)}$ 的第 j 个加载向量之间的夹角.式(14)中所有加载向量被同等看待,但在 PCA 中各向量所包含原数据信息的重要程度是不同的. Singhal 等^[53]利用加载向量所对应的特征值,给出了考虑各向量重要程度的加权方向相似性指标.

5 故障可诊断性评价结果对比

现有的评价方法一般都会给出两种不同形式的可诊断性评价结果,即定性评价和量化评价结果,前者仅给出故障能否被诊断的定性结果,后者则给出可诊断性的量化评价指标.

5.1 定性评价结果

可诊断性定性评价是指,通过系统的模型描述、

输入和输出信息,得到故障能否被检测与隔离的定性结果.例如,文献[12-14]计算故障传递函数是否为零,给出可检测性条件;文献[16-17]将故障扩展为系统状态,通过判断故障所示状态是否可观给出可诊断性条件;文献[33]构造故障到量测信息之间的关联矩阵,通过比较关联矩阵各列是否相同来判断故障的可分离性.

目前,对于故障可诊断性的研究大多属于定性评价的范畴.但是,上述评价方式只能说明故障能否被检测与分离,无法明确故障检测和隔离的难易程度.同时,在评价过程中往往没有考虑过程噪声、测量噪声以及外部扰动等不确定性的影响.不确定性会严重影响可诊断性的评价结果,这体现在:噪声或干扰引起的输出偏差被误当作故障处理,故障引起的偏差被当作干扰而未加考虑^[54].

5.2 量化评价结果

可诊断性的量化评价是指,在考虑过程噪声、测量噪声以及外部扰动等影响下,计算可诊断性的量化指标,给出故障能够被诊断清楚的难易程度.文献[24]建立了系统的滑动窗口模型,通过 K-L 散度来衡量不同故障之间的可区分度.文献[54]引入巴氏系数,对概率多元分布之间的差异度进行量化,并应用于卫星控制系统的可诊断性量化评价问题.文献[4]利用故障矢量的分布概率以及不同故障矢量之间的余弦相似度,设计基于方向相似度的可诊断性量化评价方法.文献[55]将卫星控制系统描述成一类仿射非线性模型,通过子空间相似度判别准则,分别设计可检测性和可隔离性的量化指标.

根据可诊断性的量化评价结果,可以得到各故障能够被检测与隔离的难易程度.若两故障之间的可诊断性量化指标取值较大,则表明区分这两种故障比较容易,因此,在开发故障诊断算法时,可以选择简单高效的算法;相反,如果两故障的量化指标取值较小,则需要设计精确复杂的诊断算法.此外,若两故障的量化指标接近于零,则表明在实际系统中这两种故障不可分离,这时需要改变系统的测点设置来获得更多的能够用于故障诊断的量测信息.

与定性评价相比,可诊断性的量化评价方法在考虑干扰和噪声的影响下,能够更细致、更全面地反映出被诊断系统的内在属性,具有一定的优越性.目前,可诊断性的量化评价方法正在不断发展,可以预见,其将在可诊断性研究中发挥越来越重要的作用.

6 总结与展望

本文从被诊断系统内在属性的角度出发,在梳理可诊断性概念、评价流程与功能的基础上,对连续系

统的故障可诊断性评价方法进行了分类综述. 需要指出的是, 故障可诊断性评价的下一步工作是进行可诊断性设计, 即根据得到的可诊断性评价结果进行系统测点的优化配置, 以实现在设计阶段提高系统故障诊断性能的工程目标.

故障可诊断性评价方法在设计理论与理论方面取得了一定的成果, 但还没有建立起比较完整的研究体系. 连续系统的故障可诊断性评价方法还在不断完善和发展中, 以下是一些可能的发展方向:

1) 混杂系统的可诊断性评价.

混杂系统 (HS) 是指由连续性子系统和离散性子系统相互作用而构成的一类动态系统, 又称混杂动态系统^[56]. 连续性子系统的动态特征随时间发展不断演化, 离散性子系统的动态演化受事件的驱动. 混杂系统研究具有广泛的工程背景, 大多数复杂工业控制系统都可以描述成混杂系统. 目前, 混杂系统故障诊断方法的研究已经取得了一些进展, 但较少涉及到故障的可诊断性评价问题^[57]. 研究混杂系统的故障可诊断性评价方法, 能够适用于多数的复杂工业控制系统, 是一个有意义的研究方向.

2) 多故障的可诊断性评价.

目前可诊断性评价大都是针对单故障展开的, 即认为系统同一时刻只会发生一个故障, 分析此故障的可检测性以及不同故障两两之间的可分离性. 但是, 对于实际系统而言, 同一时刻可能会有不止一种故障发生^[58]. 为了更真实地反映系统的可诊断性特性, 需要研究多故障同时发生的可诊断性评价方法.

3) 模型与数据相结合的评价方法.

连续系统的可诊断性评价包括基于定量模型、定性模型以及数据驱动的方法, 这 3 种方法分别侧重于系统的解析关系、机理知识与输入输出数据, 各有优缺点. 如何将基于模型与数据驱动的评价方法结合起来, 使得其相互支持、相互补充, 是一个值得研究的方向.

参考文献(References)

- [1] Frank P M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: A survey and some new results[J]. *Automatica*, 1990, 26(3): 459-474.
- [2] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis, Part I: Quantitative model-based methods[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27(3): 293-311.
- [3] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. *控制与决策*, 2011, 26(1): 1-9.
(Li H, Xiao D Y. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(1): 1-9.)
- [4] 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.
(Li W B, Wang D Y, Liu C R. Quantitative evaluation of actual fault diagnosability for dynamic systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(3): 497-507.)
- [5] IEEE STD 1522-2004, IEEE Trial-Use standard for testability and diagnosability characteristics and metrics[S]. Piscataway: IEEE Standards Press, 2004.
- [6] Sampath M, Sengupta R, Lafortune S, et al. Diagnosability of discrete-event systems[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1995, 40(9): 1555-1575.
- [7] Sampath M, Sengupta R, Lafortune S, et al. Failure diagnosis using discrete-event models[J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 1996, 4(2): 105-124.
- [8] Zaytoon J, Lafortune S. Overview of fault diagnosis methods for discrete event systems[J]. *Annual Reviews in Control*, 2013, 37(2): 308-320.
- [9] Chen J, Patton R J. A re-examination of fault detectability and isolability in linear dynamic systems[C]. *1994 Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes*. Espoo, 1994: 567-573.
- [10] Nyberg M, Nielsen L. Parity functions as universal residual generators and tool for fault detectability analysis[C]. *Proc of the 36th IEEE Conf on Decision and Control*. San Diego: IEEE Press, 1997: 4483-4489.
- [11] Faitakis Y E, Thapliyal S, Kantor J C. An LMI approach to the evaluation of alarm thresholds[J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 1998, 8(8): 659-667.
- [12] Nyberg M. Criteria for detectability and strong detectability of faults in linear systems[J]. *Int J of Control*, 2002, 75(7): 490-501.
- [13] Ding S X. *Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools*[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 51-68.
- [14] 刘文静, 刘成瑞, 王南华, 等. 定量与定性相结合的动量轮故障可诊断性评价[J]. *中国空间科学技术*, 2011, 31(4): 54-63.
(Liu W J, Liu C R, Wang N H, et al. Quantitative and qualitative model based fault diagnosability evaluation of momentum wheel[J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2011, 31(4): 54-63.)
- [15] Gobbo D D, Napolitano M R. Issues in fault detectability for dynamic systems[C]. *Proc of the 2000 American Control Conf*. Chicago, 2000: 3203-3207.
- [16] 闻新, 张洪钺. *控制系统的故障诊断和容错控制*[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998: 31-35.
(Wen X, Zhang H Y. *Control system fault diagnosis and*

- fault-tolerant control[M]. Beijing: Machinery Industry Press, 1998: 31-35.)
- [17] 李娟, 赵友刚, 于洋, 等. 含大时滞和噪声的网络化控制系统的最优故障诊断[J]. 自动化学报, 2012, 38(5): 858-864.
(Li J, Zhao Y G, Yu Y, et al. Optimal fault diagnosis for networked control systems with large time-delays and noises[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(5): 858-864.)
- [18] 李文博, 王大轶, 刘成瑞. 卫星姿态控制系统的故障可诊断性评价研究[J]. 空间控制技术与应用, 2014, 40(5): 8-13.
(Li W B, Wang D Y, Liu C R. Evaluating fault diagnosability of satellite attitude control system[J]. Aerospace Control and Application, 2014, 40(5): 8-13.)
- [19] Nyberg M, Frisk E. Residual generation for fault diagnosis of systems described by linear differential-algebraic equations[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2006, 51(12): 1995-2000.
- [20] Frisk E, Krysander M, Åslund J. Sensor placement for fault isolation in linear differential-algebraic systems[J]. Automatica, 2009, 45(2): 364-371.
- [21] Nejjarı F, Perez R, Escobet T, et al. Fault diagnosability utilizing quasi-static and structural modelling[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2007, 45(5): 606-616.
- [22] Eriksson D, Krysander M, Frisk E. Quantitative stochastic fault diagnosability analysis[C]. The 50th IEEE Conf on Decision and Control and European Control Conf. Orlando: IEEE Press, 2011: 1563-1569.
- [23] Eriksson D, Krysander M, Frisk E. Quantitative fault diagnosability performance of linear dynamic descriptor models[C]. The 22nd Int Workshop on Principles of Diagnosis. Murnau, 2011: 1-8.
- [24] Eriksson D, Frisk E, Krysander M. A method for quantitative fault diagnosability analysis of stochastic linear descriptor models[J]. Automatica, 2013, 49(6): 1591-1600.
- [25] Kullback S, Leibler R A. On information and sufficiency[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1951, 22(1): 79-86.
- [26] Peng X F, Lin L X, Zhong X Y, et al. Methods for fault diagnosability analysis of a class of affine nonlinear systems[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015: 1-6.
- [27] De Persis C, Isidori A. A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2001, 46(6): 853-865.
- [28] Castaldi P, Mimmo N, Simani S. Differential geometry based active fault tolerant control for aircraft[J]. Control Engineering Practice, 2014, 32: 227-235.
- [29] Dion J M, Commault C, Van Der Woude J. Generic properties and control of linear structured systems: A survey[J]. Automatica, 2003, 39(7): 1125-1144.
- [30] Commault C, Dion J M. Sensor location for diagnosis in linear systems: A structural analysis[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2007, 52(2): 155-169.
- [31] Commault C, Dion J M, Agha S Y. Structural analysis for the sensor location problem in fault detection and isolation[J]. Automatica, 2008, 44(8): 2074-2080.
- [32] Frisk E, Bregon A, Åslund J, et al. Diagnosability analysis considering causal interpretations for differential constraints[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2012, 42(5): 1216-1229.
- [33] Düşteğör D, Frisk E, Cocquempot V, et al. Structural analysis of fault isolability in the DAMADICS benchmark[J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(6): 597-608.
- [34] Dulmage A L, Mendelsohn N S. Coverings of bipartite graphs[J]. Canadian J of Mathematics, 1958, 10(4): 516-534.
- [35] Kościelny J M, Bartyś M, Rzepiejewski P, et al. Actuator fault distinguishability study for the DAMADICS benchmark problem[J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(6): 645-652.
- [36] Bhushan M, Rengaswamy R. Comprehensive design of a sensor network for chemical plants based on various diagnosability and reliability criteria, 1: Framework[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2002, 41(7): 1826-1839.
- [37] Bhushan M, Rengaswamy R. Comprehensive design of a sensor network for chemical plants based on various diagnosability and reliability criteria, 2: Applications[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2002, 41(7): 1840-1860.
- [38] 刘睿, 周军, 李鑫, 等. 基于 DG 的航天器部件可诊断性测点配置方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(10): 2013-2017.
(Liu R, Zhou J, Li X, et al. Design of sensor location based on directed graph of the aircraft components on diagnostic criteria[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(10): 2013-2017.)
- [39] Joe Qin S. Statistical process monitoring: basics and beyond[J]. J of Chemometrics, 2003, 17(8/9): 480-502.

- [40] Dunia R, Joe Qin S. Joint diagnosis of process and sensor faults using principal component analysis[J]. *Control Engineering Practice*, 1998, 6(4): 457-469.
- [41] Dunia R, Joe Qin S. Subspace approach to multidimensional fault identification and reconstruction[J]. *AIChE J*, 1998, 44(8): 1813-1831.
- [42] Yue H H, Qin S J. Reconstruction-based fault identification using a combined index[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2001, 40(20): 4403-4414.
- [43] Mnassri B, Adel E, Mostafa E, et al. Unified sufficient conditions for PCA-based fault detectability and isolability[C]. *The 8th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*. Mexico City, 2012, 8(1): 421-426.
- [44] Mnassri B, Ouladsine M. Generalization and analysis of sufficient conditions for PCA-based fault detectability and isolability[J]. *Annual Reviews in Control*, 2013, 37(1): 154-162.
- [45] Cui Y Q, Shi J Y, Wang Z L. System-level operational diagnosability analysis in quasi real-time fault diagnosis: The probabilistic approach[J]. *J of Process Control*, 2014, 24(9): 1444-1453.
- [46] De Maesschalck R, Jouan-Rimbaud D, Massart D L. The mahalanobis distance[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2000, 50(1): 1-18.
- [47] Singhal A, Seborg D E. Pattern matching in multivariate time series databases using a moving-window approach[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2002, 41(16): 3822-3838.
- [48] Kumar S, Chow T W S, Pecht M. Approach to fault identification for electronic products using Mahalanobis distance[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2010, 59(8): 2055-2064.
- [49] Lin J S, Chen Q. Fault diagnosis of rolling bearings based on multifractal detrended fluctuation analysis and Mahalanobis distance criterion[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 38(2): 515-533.
- [50] Sharifi R, Langari R. Isolability of faults in sensor fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(7): 2733-2744.
- [51] Sharifi R, Langari R. Sensor fault diagnosis with a probabilistic decision process[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 34(1): 146-155.
- [52] Krzanowski W J. Between-groups comparison of principal components[J]. *J of the American Statistical Association*, 1979, 74(367): 703-707.
- [53] Singhal A, Seborg D E. Pattern matching in historical batch data using PCA[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2002, 22(5): 53-63.
- [54] 李文博, 王大轶, 刘成瑞. 有干扰的控制系统故障可诊断性量化评估[J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(6): 744-752. (Li W B, Wang D Y, Liu C R. Quantitative fault diagnosis ability evaluation for control systems with disturbances[J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(6): 744-752.)
- [55] 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. (Li W B, Wang D Y, Liu C R. An approach to fault diagnosability quantitative evaluation for a class of nonlinear systems[J]. *J of Astronautics*, 2015, 36(4): 455-462.)
- [56] 郑刚, 谭民, 宋永华. 混杂系统的研究进展[J]. *控制与决策*, 2004, 19(1): 7-12. (Zheng G, Tan M, Song Y H. Research on hybrid systems: A survey[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(1): 7-12.)
- [57] Vento J, Travé-Massuyès L, Puig V, et al. An incremental hybrid system diagnoser automaton enhanced by discernibility properties[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2015, 45(5): 788-804.
- [58] De Kleer J, Williams B C. Diagnosing multiple faults[J]. *Artificial Intelligence*, 1987, 32(1): 97-130.

(责任编辑: 李君玲)