

基于多信号模型和盲源分离的复合故障诊断方法

陆宁云¹, 孟宪锋¹, 姜斌¹, 赵会平²

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106; 2. 宝山钢铁股份有限公司设备部, 上海 201900)

摘要: 利用多信号模型可简明表征系统因果关系以及盲源分离算法可提取系统本源信息的特点, 提出一种新颖有效的复合故障诊断方法. 首先, 针对复合故障下多信号模型出现冗余测试和故障模糊组的情况, 应用盲源分离算法实现测点信息的盲分离, 基于盲信号重建多信号模型的因果结构; 其次, 理论分析了该方法对复合故障具有良好的可诊断性. 轧制过程AGC系统的实验结果表明, 所提出方法对双复合故障和部分多复合故障的隔离和定位准确率可达100%.

关键词: 复合故障诊断; 多信号模型; 盲源分离; 轧制过程AGC系统

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Compound fault diagnosis method based on multi-signal model and blind source separation

LU Ning-yun¹, MENG Xian-feng¹, JIANG Bin¹, ZHAO Hui-ping²

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. Equipment Department of Baosteel, Shanghai 201900, China. Correspondent: LU Ning-yun, E-mail: luningyun@nuaa.edu.cn)

Abstract: Based on the concise and informative causality structure obtained by a multi-signal model and the source fault information extracted by a blind source separation algorithm, a novel and effective method for diagnosing compound faults is developed. For the redundant testing signals and the multiple fault ambiguity groups when applying the multi-signal model for compound fault diagnosis, a blind source separation algorithm is integrated into the multi-signal model to obtain source fault information, and the causality structure of the multi-signal model is then reconstructed. It's analyzed theoretically that the proposed method has good diagnosticability for compound faults. The results of applying the proposed compound fault diagnosis method to a hydraulic automatic gauge control (AGC) system in a rolling process show that the diagnosis accuracy rate for all simulated double or multiple compound faults can be 100%.

Keywords: compound fault diagnosis; multi-signal model; blind source separation; AGC system in rolling processes

0 引言

现代工程系统结构极其复杂, 功能高度耦合, 容易发生机理不明、危害程度高的复合故障, 目前缺乏通用有效的复合故障诊断方法^[1-3]. 现有的研究方法大多基于信号处理技术, 如多小波自适应构造^[4]和经验模态分解算法^[5]等, 但这类纯信号处理方法难以探明复合故障机理, 不能揭示故障传播规律, 复合故障定位准确率低, 尚未广泛应用于实际工程系统.

近年来, 多信号模型在解决多故障或复合故障诊断方面已初见成效. 文献[6-7]应用多信号模型方法建立了复杂电子设备系统的故障传播模型并提高了

故障的分离率. 文献[8]建立了卫星电源的多信号模型, 考虑系统元件发生故障的先验概率以及可用的测试工具, 给出了一种基于拉格朗日松弛和子梯度优化算法的近最优多故障诊断算法. 文献[9]研究了基于多信号模型复合故障诊断的拉格朗日松弛算法和主启发式算法, 在阿波罗飞船发射前系统状态诊断应用中的对比结果表明, 主启发式算法解决复合故障诊断问题的效率更高.

另一方面, 基于数据的盲源分离技术^[10]也为复合故障的诊断带来了曙光. 文献[11]应用盲源分离实现了滚动轴承的复合故障分离. 文献[12]基于经验模

收稿日期: 2015-08-10; 修回日期: 2015-12-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61374141, 61490703).

作者简介: 陆宁云(1977-), 女, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统数据驱动建模、故障诊断与预测等研究; 孟宪锋(1990-), 男, 硕士生, 从事复杂系统故障诊断的研究.

态分解和独立成分分析分离了滚动轴承的复合故障. 文献[13]利用盲源分离算法解决了齿轮箱故障可分离性差和故障定位难的问题. 文献[14]提出基于子空间的独立分量分离法, 可直接分离出绕组和铁心振动信号.

多信号模型的优点是可清晰地表述系统的因果关系, 具有明确的物理意义, 但它需要系统的结构信息以及测点信息, 在测点数有限的情况下不易区分复合故障. 盲源分离能还原出系统的本源信息, 经过分离之后的信号能够体现不同特征, 但其对应的物理涵义并不直观. 考虑到盲源分离仅仅依据测点状态便可实现信号解混, 与多信号模型方法相辅相成, 本文提出一种基于多信号模型和盲源分离的复合故障诊断方法. 首先, 根据故障严重程度区间划分提出一种基于多状态的多信号模型改进方法, 改进后的多信号模型对于单故障甚至是微小故障都具有更好的隔离和定位能力; 其次, 在发生复合故障出现冗余测试和多个故障模糊组的情况下, 先剔除冗余测试, 以盲源分离算法实现测点信息的再分离; 最后, 基于重新组建的多信号模型关系依赖矩阵给出诊断结果, 新获得的故障模式特征表明所提出的方法有效区分了这些故障模糊组, 达到了复合故障隔离和定位的目的, 同时提高了故障的分离率.

本文的主要创新如下: 1) 以多状态取代原多信号模型的二值逻辑, 改进后的多信号模型减小了故障模糊组发生的概率; 2) 首次将因果结构关系清晰的多信号模型与物理意义不明确但可诊断性强的盲源分离结合, 实现方法的互补性, 提高了复合故障的分离率. 该方法与前述文献中的多信号模型相比, 优点在于不需知晓系统元件发生故障的先验概率, 仅对测点信息实施再分离可提高故障的可诊断性, 诊断方法简单有效; 与前述文献中的盲源分离相比, 对盲分离的信号辅以多信号模型的物理结构, 使盲源分离的应用更加直观.

1 多信号模型和盲源分离

1.1 基于多信号模型的故障诊断

一个多信号模型由以下部分组成^[15]: $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 为系统 m 个元部件的有限元集; $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 为 n 个可用测点的有限元集, 假设 PT 是不产生报警的测试点集, FT 是报警的测试点集, 即 $PT = \{t_i | t_i \text{ 不报警}, t_i \in T\}$, $FT = \{t_j | t_j \text{ 报警}, t_j \in T\}$, 并且 $T = PT \cup FT$; $R = |r_{ij}|$ 为系统元部件和测试点之间的依赖矩阵, 如果 $r_{ij} = 1$, 则意味着故障源 c_i 发生故障, 测试点 t_j 会产生报警信号, 反之, 如果 $r_{ij} = 0$, 则意味着故障源 c_i 不能由测试点 t_j 检测出来; $C(t_i)$ 为可由测试点 t_i 检测出来的元部件的有限

元集. 其中: $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n, m$ 和 n 是正整数.

多信号模型方法给系统的每个元部件赋予 4 种不同的状态: 正常, 故障, 怀疑和未知. 起初假设所有元部件都处于未知状态, 如果测试表明该元部件通过, 则其状态更新为正常, 否则更新为怀疑, 发生故障的元部件可从这些处于怀疑状态的元部件中通过排除正常的元部件得到.

假设 $t_i \in PT, t_j \in FT$, 定义 $F = \{f_j\}$ 为从 $C(t_j)$ 中去掉正常部件后的怀疑元部件集合, G 为已知正常部件的集合, S 为怀疑元部件的集合, B 为已知故障元部件的集合, 则多信号模型方法可表述如下: 对于 $t_i \in PT, G \leftarrow \bigcup_{t_i \in PT} C(t_i)$; 对于 $t_j \in FT, F = \{f_j\} \leftarrow C(t_j) - G, S \leftarrow S \cup \{f_j\}$; 如果 $|\{f_j\}| = 1$, 则 $B \leftarrow B \cup \{f_j\}, S \leftarrow S - B$. 其中: \leftarrow 意味着集合更新, $|\{f_j\}|$ 为集合的势.

从多信号模型方法的描述可以看出, 对于诊断推理, 多信号模型只需根据系统的依赖矩阵, 利用测点信号不断排除正常部件, 最后得到发生故障的部件集合, 因而诊断速度快, 可应用于系统的实时故障诊断. 然而, 实际应用时多信号模型存在下述问题:

1) 实际系统会受到噪声干扰, 传感器测量值存在不确定性, 这些因素会导致所获取的测点数据以及推导出来的因果关系依赖矩阵不准确, 最终影响诊断结果的可靠性;

2) 多信号模型采用 0-1 逻辑获取系统的故障模式特征, 对于复合故障容易产生特征难以区分的故障模糊组.

1.2 盲源分离技术

盲源分离就是在源信号和传输信道参数未知的情况下, 根据源信号的统计特性, 仅由观测信号来恢复或分离出源信号的过程. 术语“盲”有两重含义: 1) 源信号不能被观测; 2) 源信号混合模式未知. 当源信号与阵列传感器之间的传输很难建立起数学模型时, 或者关于传输的先验知识无法获得时, 盲源分离是获取系统本征信息的一种有效方法.

盲源分离原理如图 1 所示, 其中独立成分分析^[16](ICA) 是盲源分离的核心算法. 盲源分离可将测点信号 $t(k) = [t_1(k), t_2(k), \dots, t_n(k)]^T$ 重构估计, 得到源信号 $s(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_l(k)]^T$. 源信号 $s(k)$

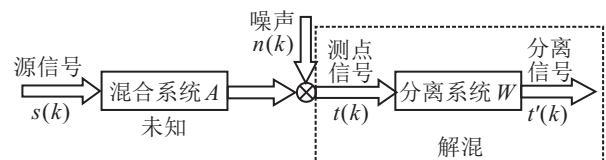


图 1 盲源分离原理

未知, 源信号如何混合得到测点信号 $t(k)$ 也未知, 这体现了求解问题的“盲”, 输出可由 $t'(k) = Wt(k) = WAs(k)$ 表达, $A_{n \times l}$ 为混合矩阵, $W_{l \times n}$ 为分离矩阵.

2 基于多信号模型和盲源分离的复合故障诊断方法

如前所述, 多信号模型方法会出现故障模糊组的问题, 一旦所设置的测点检测出多个故障模糊组, 则故障的隔离和定位就随之失效. 对于信号严重耦合的复杂系统, 如果想从模型机理出发正面分析系统信号流的传播特性, 则借此区分这些故障模糊组显然很困难. 但是, 仅从多输入多输出非线性动态系统的测点信号出发, 找到一个逆系统重构估计其本源信号, 由这些估计信号重新组建多信号模型, 就可以避免故障模糊组的产生, 从而达到复合故障隔离定位的目的. 这是因为, 重新估计的信号反映了系统或状态所具有的本源特性, 便于区分不同的故障特征.

2.1 多信号模型改进

采用欧几里得距离对测点信号进行度量, 可得到各部件故障情况的定量指标. 当获得故障情况下的欧氏距离后, 可采用区间划分策略并以状态标定获取故障模式特征. 参考做法如下:

- 1) $t < 1$, 偏离正常值很小, 微小变化, 以状态“0”标定;
- 2) $1 \leq t < 100$, 偏离正常值较小, 轻微变化, 以状态“1”标定;
- 3) $100 \leq t < 1000$, 偏离正常值较大, 明显变化, 以状态“2”标定;
- 4) $t \geq 1000$, 偏离正常值很大, 显著变化, 以状态“3”标定.

由于以“0-1-2-3”4种状态取代了原来的二值逻辑, 状态标定后的多信号模型在极大程度上可以避免故障模糊组的产生, 特别是对于复杂系统可以减少复合故障隔离与定位的工作量.

2.2 冗余信息分析

基于多信号模型的故障诊断需要在系统中设置多个测点, 测点个数和测点位置的选择一般应满足以下原则: 1) 测点个数应多于发生故障的部件个数; 2) 测点应尽量靠近故障频发的部件; 3) 为了获得最佳测点个数和位置, 在最初的测量实验中应设置尽量多的测点, 以确保不丢失重要信息, 后期可再优化测点个数和位置.

大部分情况下测点设置是依据经验完成的, 不能保证每个测点可以独立于其他测点, 因而有时两个测点反映的信息会非常相似乃至完全相同, 此时需要剔除冗余测试以减少后期算法的工作任务. 同

样, 可以用欧氏距离找出冗余测试, 即如果其他各测点信息与某测点信息的欧氏距离相同, 则可断定该测点为冗余测试; 或者, 某两个测点信息的欧氏距离接近于 0, 则其中一个测点为冗余测试. 用数学公式表达为: 若 $d(t_1, t_i) = d(t_2, t_i) = \dots = d(t_j, t_i) = \dots = d(t_n, t_i)$ 或 $d(t_p, t_q) = 0 (i \neq j, p \neq q)$, 则 t_i 为冗余测试或 t_p 和 t_q 其中一个为冗余测试, 在后续计算中应予以剔除.

2.3 测点数据白化预处理

数据预处理不仅实现信号降噪, 而且可降低求解过程的复杂性. 这是因为白化预处理可将待求的混合矩阵转换为正交矩阵, 大大减少待估参数的个数. 大多数 ICA 算法借助白化矩阵 Q 得到白化向量 $\bar{t}(k)$ ^[17]

$$Q = \Lambda^{-1/2} U^T, \quad (1)$$

$$\bar{t}(k) = Qt(k). \quad (2)$$

其中 Λ 和 U 分别为测点信号协方差矩阵 C_t 的特征值矩阵和特征向量矩阵.

2.4 测点信号解混

解混过程实际上是以传感器测点信号为观测信号, 以最大化负熵作为目标函数, 每次从观测信号中分离出一个独立成分, 达到最大限度地区分所有观测信号的目的.

2.4.1 最优目标函数选取

基于非高斯性最大化原理, 盲源分离算法选取负熵作为目标函数, 衡量信号的非高斯性

$$N_G(W) = [E\{G(W^T t)\} - E\{G(t'_{\text{Gauss}})\}]^2. \quad (3)$$

其中: t'_{Gauss} 为具有零均值和单位方差的高斯随机变量; G 为一个非平方的非线性函数; $E\{\}$ 为均值运算.

2.4.2 极大值求解

负熵最大意味着信号的非高斯性最强, 因而需要求解目标函数的极大值, 这可借助拉格朗日乘子法实现, 即

$$N_G(W) = E\{G(W^T t)\} - \beta(\|W\|^2 - 1). \quad (4)$$

其中: $\|W\|^2 = 1$ 为求 $E\{G(W^T t)\}$ 极大值的约束条件, β 为拉格朗日乘子.

2.4.3 独立成分求解

极大值的求解问题最终转化为牛顿迭代过程, 即

$$W(k+1) = E\{tg(W(k)^T t)\} - E\{g'(W(k)^T t)\}W(k). \quad (5)$$

其中: 函数 g 是函数 G 的导数, 函数 g' 是函数 g 的导数, k 为迭代次数.

2.4.4 归一化处理

为了加快信号的收敛速度, 在每次迭代之后, 还

需要对权向量进行归一化处理,即

$$W(k+1) = W(k+1) / \|W(k+1)\|. \quad (6)$$

2.5 多信号模型重建

由盲源分离后的信号 $t'(k)$ 可构成能反映系统本源信息的新测点集合 $T' = \{t'_1, t'_2, \dots, t'_n\}$, 进一步则可借助多信号模型实现新的故障定位操作, 即

$$G' \leftarrow \bigcup_{t'_i \in PT} C(t'_i), t'_i \in PT,$$

$$F' = \{f'_j\} \leftarrow C(t'_j) - G', S' \leftarrow S' \cup \{f'_j\}, t'_j \in FT.$$

当 $|\{f'_j\}| = 1$ 时, 有 $B' \leftarrow B' \cup \{f'_j\}, S' \leftarrow S' - B'$.

诊断方法的整体思路见图 2, 诊断步骤总结如下:

Step 1: 计算白化矩阵 Q 进行白化预处理, 得到白化向量 $\bar{t}(k)$;

Step 2: 对白化向量 $\bar{t}(k)$ 进行解混, 求取独立成分以完成信号的分离, 其中包括:

Step 2.1: 以负熵 $N_G(W)$ 作为最优化目标函数;

Step 2.2: 用拉格朗日乘子法确定 $E\{G(W^T t)\}$ 的极大值;

Step 2.3: 以牛顿迭代法实现极大值的求解过程, 并求出独立成分 $W(k+1)$;

Step 2.4: 对每个独立成分用式 (6) 进行归一化处理;

Step 3: 将分离后的独立信号 $t'(k)$ 作为多信号模型的新测点信号, 并利用它们重新组建多信号模型.

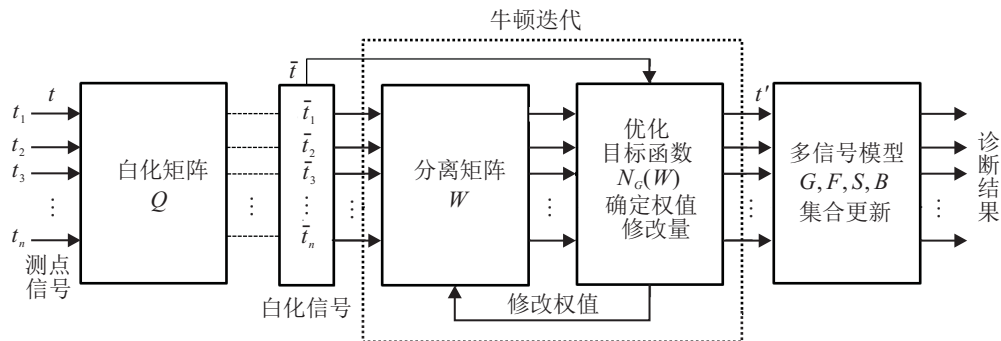


图 2 基于多信号模型和盲源分离的诊断思路

3 基于多信号模型和盲源分离的复合故障可诊断性分析

系统具有可诊断性是应用故障诊断方法的前提和基础, 可诊断性意味着何时故障的隔离会终止, 即何时可以获得一个唯一的分离结果, 或者说系统已经没有信息可以利用来区分剩余故障. 可诊断性主要包括故障的可检测性和故障的可分离性. 然而, 影响系统可诊断性的一大因素是系统特征的局限性, 因为从控制论的观点来看, 系统必须具有可观测性才能通过测试手段找出它的特征; 而现实中并不是所有的系统或状态具备这种特性, 因而给诊断带来很大的困难.

盲源分离不要求系统具有可观测性, 它可针对系统或状态不可观的情况, 应用分离算法区分正常信息和故障信息, 实现故障的可分离^[18]. 基于多信号模型和盲源分离方法的可诊断性分析如图 3 所示.

用 D 表示故障的可检测性, I 表示故障的可分离性. 如果依赖矩阵 R 的某一行全为零, 则故障不可检测, 即 $D = 0$; 反之是可检测的, 即 $D = 1$. 如果依赖矩阵 R 的某两行相同且根据其中一个或多个测点状态不能加以区分时 (出现故障模糊组), 则故障不可分离, 即 $I = 0$; 反之是可分离的. 基于此, 给出以下可诊断性分析步骤:

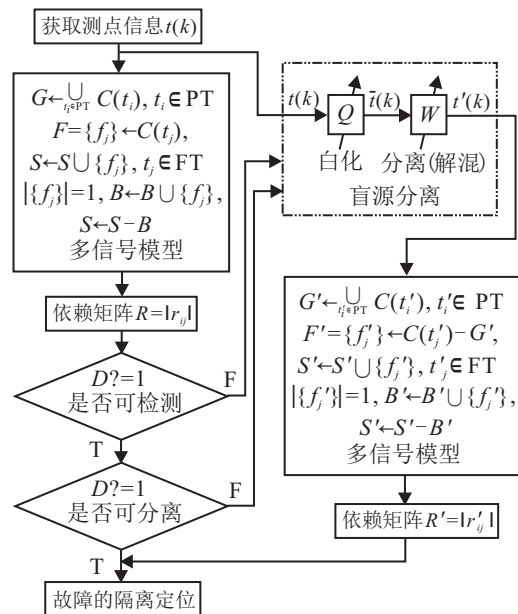


图 3 故障可诊断性分析

Step 1: 传感器获取测点信息 $t(k)$;

Step 2: 用多信号模型建立系统元件和测点之间的依赖关系矩阵 R ;

Step 3: 根据矩阵所得的模式特征判别是否可检测 (即判断 R 中是否有全零行), 若可检测, 则跳转 Step 4, 否则跳转 Step 5;

Step 4: 根据矩阵所得的模式特征再做可分离性

分析(即判断 R 中是否有故障模糊组), 若可分离, 则直接跳转 Step 7, 否则跳转 Step 5;

Step 5: 通过实现测点信息的盲分离以还原信号本质, 得到新测点集合 T' ;

Step 6: 重新建立系统元件和新测点集合之间的依赖关系矩阵 R' ;

Step 7: 直接从依赖矩阵中得到不同的故障模式特征, 进而获取故障隔离定位结果。

可以看到, 在源信号相互统计独立的假设条件下, 经过盲源分离处理的测点信号重建的多信号模型可跳过可检测性和可分离性判别步骤. 令 $\bar{t}(k) = QAs(k) = A_Gs(k)$, 可证得

$$E\{\bar{t}\bar{t}^T\} = E\{A_Gs s^T A_G^T\} = A_G A_G^T = I,$$

$$E\{t't'^T\} = E\{W\bar{t}\bar{t}^T W^T\} = W W^T = I.$$

这说明白化使得原来的混合矩阵 A 变为一个新的正交矩阵 A_G , 而经盲源分离处理的白化数据所得的分离矩阵 W 也一定为正交矩阵, 正交矩阵下还原的信号具有明显不同的模式特征. 值得一提的是, 在实际问题中, 独立性假设基本是合理的, 因而盲源分离才可以广泛地应用于诸多领域。

需要注意的是, 盲源分离无法将测点信号 t 恢复成信源信号 s 的真实波形, 即无法确定各独立源信号 s_i 的方差或能量, 经由各次分离变换得到的源信号 s 并不完全一致, 因此提取的盲信号物理内涵并不

直观. 然而, 经过盲源分离后建立的多信号模型中各测点标定状态是确定的, 仅需借助多信号模型的测点结构组合来获取不同故障情况下的相异特征, 进而由这些不同特征反向定位到感兴趣的故障信息即可. 因此, 因果关系清晰的多信号模型和物理涵义不直观但可诊断性强的盲源分离是相辅相成的。

4 应用验证

轧制过程 AGC 系统存在伺服阀增益异常、油管泄漏、位移传感器失灵等多种频发故障. AGC 系统的故障有可能破坏整个轧机的正常轧制状态, 甚至导致轧机振动等设备安全隐患以及带钢打滑、跑偏、断带、堆钢等严重质量事故^[19]. 因 AGC 系统具有多重闭环控制结构, 即使是微小的状态异常也会经过闭环传播、扩散而导致严重设备故障的发生, 出现难以处理的复合故障^[20]; 为提高 AGC 系统的可靠性和安全性, 复合故障的诊断是轧制过程的迫切需求. 根据某厂提供的液压 AGC 系统技术资料, 搭建仿真系统模型如图 4 所示。

4.1 AGC 系统的故障模拟

系统各元部件在工作过程中一旦发生磨损或损坏, 将会导致其性能参数发生变化. 因此, 在上述仿真模型中, 通过改变相应参数或增加扰动信号, 可以模拟典型故障情况下系统特性^[21], 从而得到故障特征信息, 为故障诊断和决策提供依据。

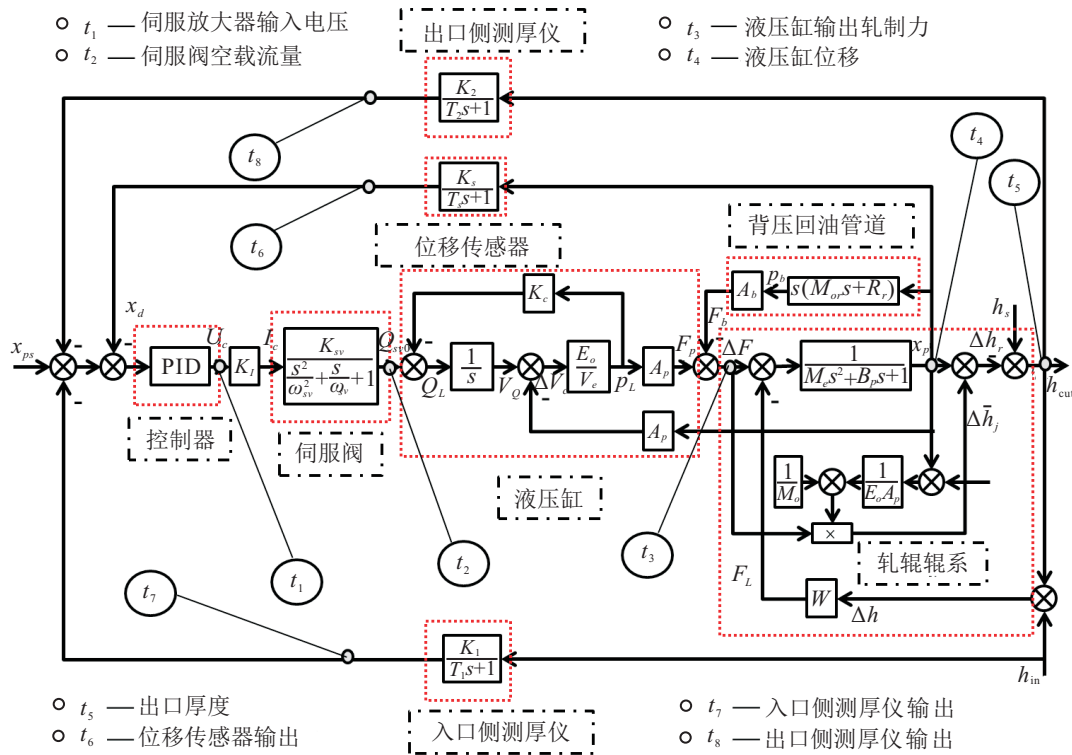


图 4 液压 AGC 系统的仿真模型

直接从依赖矩阵中获取故障隔离和定位的结果. 表 4 还反映了即使盲源分离后的独立信号与系统元部件无直接结构关系, 但各测点的状态组合是确定的, 依赖关系矩阵中各行不同, 因此以分离后的相异模式特征反推仍可以定位到何种复合故障发生, 证实了算法的有效性.

表 4 复合故障情况下盲源分离后的状态标定

C	t_1	t_2	t_5	t_6	t_7	t_8
c_{12}	2	1	1	1	1	1
c_{14}	2	2	2	2	2	2
c_{23}	3	1	1	1	1	1
c_{24}	3	1	2	2	2	2
c_{25}	3	2	1	1	1	1
c_{34}	3	3	3	3	3	3
c_{45}	3	3	2	2	2	2

4.4 诊断结果验证

模拟 10 组未知的复合故障情况 (测试时仿真参数设置如表 5 所示, 其中“—”表示对应参数取正常值), 建立改进的多信号模型, 表 6 给出了可分离性及初步诊断结果. 由此可知, 测试模式 2、模式 5 和模式 8 为故障模糊组, 该模式下的故障不可隔离, 因此发生复合故障时的分离率仅有 70%, 其中“ \geq ”表示至少发生.

表 5 验证时所设置的测试参数

C	K_{sv}	E_0	B_p	K_c	K_s	K_1	K_2
测试 1	—	—	4.2×10^7	—	—	3.2	—
测试 2	0.078 58	659	—	—	—	3.2	—
测试 3	0.098 92	—	5.1×10^7	—	—	—	—
测试 4	—	400	—	—	—	—	3.7
测试 5	—	330	120	—	—	—	—
测试 6	—	—	—	105	—	3.6	5
测试 7	0.312 0	—	—	—	—	3.3	—
测试 8	0.336 5	—	—	93	—	—	—
测试 9	—	230	—	—	1.8	—	1.9
测试 10	—	—	6.3×10^7	—	4.2	—	—

表 6 盲源分离前的初步诊断结果

C	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	I	诊断结果
测试 1	3	3	3	1	1	1	3	1	1	$\geq f_6$
测试 2	3	3	3	1	1	1	1	1	0	不可隔离
测试 3	3	3	3	1	1	0	0	0	1	$\geq f_3$
测试 4	3	3	3	1	1	1	3	2	1	$\geq f_7$
测试 5	3	3	3	1	1	1	1	1	0	不可隔离
测试 6	3	3	3	1	1	1	3	3	1	$\geq f_6$ 和 f_7
测试 7	3	3	3	1	1	1	3	1	1	$\geq f_6$
测试 8	3	3	3	1	1	1	1	1	0	不可隔离
测试 9	3	3	3	1	1	2	0	3	1	$\geq f_3$ 和 f_7
测试 10	3	3	3	1	1	2	0	1	1	$\geq f_6$

为提高复合故障的可分离性, 现对表 6 出现的故障模糊组作进一步分析. 去除冗余测试 t_3 和 t_4 , 对其余信号进行白化后做独立成分提取, 再建立新的多信

号模型, 应用所提诊断方法得到完整的诊断结果如表 7 所示, “—”表示无此项, 因为已去除冗余测试. 对比可知, 测试模式 2 对应于故障 f_1 和 f_2 的同时发生, 测试模式 5 应该对应于故障 f_2 和 f_4 的同时发生, 测试模式 8 对应于故障 f_1 和 f_4 的同时发生. 由此可见, 盲源分离后复合故障的分离率提高到了 100%.

表 7 盲源分离后的完整诊断结果

C	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	I	诊断结果
测试 1	3	3	3	1	1	1	3	1	1	f_3 和 f_6
测试 2	2	1	—	—	1	1	1	1	1	f_1 和 f_2
测试 3	3	3	3	1	1	0	0	0	1	f_1 和 f_3
测试 4	3	3	3	1	1	1	3	2	1	f_2 和 f_7
测试 5	3	1	—	—	2	2	2	2	1	f_2 和 f_4
测试 6	3	3	3	1	1	1	3	3	1	f_4, f_6, f_7
测试 7	3	3	3	1	1	1	3	1	1	f_1 和 f_6
测试 8	2	2	—	—	2	2	2	2	1	f_1 和 f_4
测试 9	3	3	3	1	1	2	0	3	1	f_2, f_5, f_7
测试 10	3	3	3	1	1	2	0	1	1	f_3 和 f_5

5 结 论

本文针对原有多信号模型方法依赖矩阵中存在的故障模糊组问题, 提出采用盲源分离算法对测点信息再处理, 以新测点集合重新组建的多信号模型很好地起到了复合故障隔离和定位的目的, 提高了系统复合故障的分离率. 本文对方法的可诊断性做了详细分析, 并通过轧机液压 AGC 系统复合故障模拟, 验证了所提出的诊断方法可以有效隔离系统的复合故障. 液压 AGC 系统也可能会发生灾难性事故, 诸如 3 个及其以上的多故障同时发生时后果是难以想象的, 所以对超过 3 个故障同时发生的情况进行诊断分析是必要的; 另一方面, 对于系统的测点选取还可进一步优化以提高诊断方法的实时性. 此外, 因为基于多信号模型和盲源分离的复合故障诊断方法是首次提出, 对方法的多平台验证以及与其他复合故障诊断方法的比较也将会是后续研究的重点之一.

参考文献(References)

- [1] 周东华, 刘洋, 何潇. 闭环系统故障诊断技术综述[J]. 自动化学报, 2013, 39(11): 1933-1943.
(Zhou D H, Liu Y, He X. Review on fault diagnosis techniques for closed-loop systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(11): 1933-1943.)
- [2] Wang H, Chai T Y, Ding J L, et al. Data driven fault diagnosis and fault tolerant control: Some advances and possible new directions[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 739-747.
- [3] 岑健, 胥布工, 张清华, 等. 免疫检测器证据理论集成的机组复合故障诊断[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1248-1252.

- (Cen J, Xu B G, Zhang Q H, et al. Complex fault diagnosis of machine unit based on evidence theory and immune detector integrated[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(8): 1248-1252.)
- [4] Chen J, Zi Y, He Z, et al. Compound faults detection of rotating machinery using improved adaptive redundant lifting multiwavelet[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2013, 38(1): 36-54.
- [5] 李蓉, 于德介, 陈向民, 等. 基于线调频小波路径追踪算法与 EEMD 的齿轮箱复合故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2014 (3): 51-56.
(Li R, Yu D J, Chen X M, et al. A compound fault diagnosis method for gearboxes based on chirplet path pursuit and EEMD[J]. *J of Vibration and Shock*, 2014 (3): 51-56.)
- [6] Tian H, Luan B, Xue H. Test analysis of complex electronic equipment based on multisignal model[J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2014: 481-489.
- [7] Liu H, Wu J, Chen G. Application of multi-signal modeling theory to testability analysis for complex electronic system[C]. 2011 Int Conf on Computer Science and Network Technology (ICCSNT). IEEE, 2011: 755-758.
- [8] 龙兵, 姜兴渭, 宋政吉, 等. 基于多信号模型航天器多故障诊断技术研究[J]. *宇航学报*, 2004, 25(5): 591-594.
(Long B, Jiang X W, Song Z J, et al. Study for multiple fault diagnosis technology for spacecrafts based on multi-signal model[J]. *J of Astronautics*, 2004, 25(5): 591-594.)
- [9] 刘磊, 龙兵, 刘震, 等. 两种多故障诊断算法的性能比较研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2011, 25(1): 75-80.
(Liu L, Long B, Liu Z, et al. Research on performance comparison of two MFD algorithms[J]. *J of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, 25(1): 75-80.)
- [10] 冯健, 张化光. 基于小波消噪和盲源分离的信号奇异点检测方法[J]. *控制与决策*, 2007, 22(9): 1035-1038.
(Feng J, Zhang H G. Method of signal singularity detection based on wavelet canceling noise and blind source separation[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(9): 1035-1038.)
- [11] Cui Lingli, Wu Chunguang, Ma Chunqing, et al. Diagnosis of roller bearings compound fault using underdetermined blind source separation algorithm based on null-space pursuit[J]. *Shock and Vibration*, 2015, doi:10.1155/2015/131489.
- [12] Huaqing W, Ruitong L, Gang T, et al. A compound fault diagnosis for rolling bearings method based on blind source separation and ensemble empirical mode decomposition[J]. *Plos One*, 2014, 9(10): 109166.
- [13] Huang J Y, Pan H X, Bi S H, et al. Application of particle swarm optimization blind source separation technology in fault diagnosis of gearbox[J]. *J of Central South University of Technology*, 2008, 15(2S): 409-415.
- [14] 郭俊, 汲胜昌, 沈琪, 等. 盲源分离技术在振动法检测变压器故障中的应用[J]. *电工技术学报*, 2012, 10(10): 68-78.
(Guo J, Ji S C, Shen Q, et al. Blind source separation technology for the detection of transformer fault based on vibration method[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2012, 10(10): 68-78.)
- [15] Long B, Song Z, Jiang X. On-line monitoring and diagnosis for satellite telemetry data[J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2005, 77(1): 42-51.
- [16] Jong-Min Lee, ChangKyoo Yoo, In-Beum Lee. Statistical process monitoring with independent component analysis[J]. *J of Process Control*, 2004, 14(5): 467-485.
- [17] Cao J, Wei Z. Independent component analysis in frequency domain and its application in structural vibration signal separation[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 16(16): 511-517.
- [18] Ajami A, Daneshvar M. Data driven approach for fault detection and diagnosis of turbine in thermal power plant using independent component analysis(ICA)[J]. *Int J of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, 43: 728-735.
- [19] 赵会平, 陆宁云, 姜斌, 等. 轧钢过程故障诊断研究现状及发展趋势[J]. *轧钢*, 2011, 28(1): 48-53.
(Zhao H P, Lu N Y, Jiang B, et al. Current situation and future trends of fault diagnosis methods for steel rolling processes[J]. *Steel Rolling*, 2011, 28(1): 48-53.)
- [20] 湛从昌, 傅连东, 陈新元. 液压可靠性与故障诊断[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2009.
(Zhan C C, Fu L D, Chen X Y. Hydraulic reliability and fault diagnosis[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2009.)
- [21] 董敏, 周彬. 板带轧机厚控系统三自由度建模与故障模拟[J]. *钢铁*, 2013, 48(1): 46-51.
(Dong M, Zhou B. Modeling of three freedom degrees and failure simulation of strip mill gauge control system[J]. *Iron and Steel*, 2013, 48(1): 46-51.)
- [22] 李娟, 周东华, 司小胜, 等. 微小故障诊断方法综述[J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(12): 1517-1529.
(Li J, Zhou D H, Si X S, et al. Review of incipient fault diagnosis methods[J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(12): 1517-1529.)

(责任编辑: 孙艺红)