

控制与决策

Control and Decision

一种基于证据融合的执行器故障诊断方法

王印松, 孙天舒

引用本文:

王印松,孙天舒. 一种基于证据融合的执行器故障诊断方法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(8): 2026–2032.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1071>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于鲸鱼算法优化LSSVM的滚动轴承故障诊断](#)

Fault diagnosis method of rolling bearing based on LSSVM optimized by whale optimization algorithm

控制与决策. 2022, 37(1): 230–236 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1147>

[具有执行器故障的四旋翼无人机自适应预定性能控制](#)

Adaptive prescribed performance control of quadrotor with unknown actuator fault

控制与决策. 2021, 36(9): 2103–2112 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0083>

[基于Fisher Score与最大信息系数的齿轮箱故障特征选择方法](#)

Fault feature selection method of gearbox based on Fisher Score and maximum information coefficient

控制与决策. 2021, 36(9): 2234–2240 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1770>

[基于向量集逆区间滤波的故障观测器设计](#)

Vector set inversion interval filtering based fault observer design

控制与决策. 2021, 36(12): 2973–2981 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0212>

[小样本下多稀疏表示分类器的决策融合方法](#)

Decision fusion of multiple sparse representation-based classifiers in case of small samples

控制与决策. 2021, 36(8): 1984–1990 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1839>

一种基于证据融合的执行器故障诊断方法

王印松[†], 孙天舒

(华北电力大学 自动化系, 河北 保定 071000)

摘要: 在工业过程闭环控制系统中, 由于控制器的调节作用, 执行器的故障特征在一定程度上受到掩盖和干扰, 而单一的诊断方法总是存在误判现象. 鉴于此, 提出一种基于证据融合的诊断算法. 首先, 利用基于信号分析的方法计算表征故障特征的指标, 针对“一票否决”现象对指标结果加以改进; 然后, 采用DS证据理论融合基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的概率分类特征实现优势互补, 将指标表达的故障机理信息与概率分类挖掘的数据特征信息相结合, 规避单一方法的局限性, 从而提高诊断的准确率; 最后, 基于双容水箱系统的实验表明, 所提出方法能够有效学习闭环系统中执行器的故障数据特征, 提升诊断能力, 克服单一方法的误判问题, 具有较高的应用价值.

关键词: 故障诊断; 执行器; 证据理论; LS-SVM概率输出; 指标评价

中图分类号: TP277

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1071

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 王印松, 孙天舒. 一种基于证据融合的执行器故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2026-2032.

A method of actuator fault diagnosis based on evidence fusion

WANG Yin-song[†], SUN Tian-shu

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071000, China)

Abstract: In the industrial process closed-loop control system, due to the adjustment function of the controller, the fault characteristics of the actuator are covered and interfered to a certain extent, and the single diagnosis method always has the phenomenon of misjudgment. To solve the above problems, this paper proposes a diagnosis algorithm based on evidence fusion. Firstly, it uses a method based on signal analysis to calculate indicators that represent fault characteristics. And they are improved in response to the “one-vote veto” phenomenon. Then, the DS evidence theory is used to fuse the probabilistic classification features based on the least square support vector machines(LS-SVM), which achieves complementary advantages. The failure mechanism information expressed by indicators is combined with the data feature information mined by probability classification, which circumvents the limitations of a single method and improves the accuracy of diagnosis. Experiments based on the dual-capacity water tank system show that this method can effectively learn the fault data characteristics of the actuator in the closed-loop system to improve diagnostic ability, and overcome the misjudgment problem of a single method, which has high application value.

Keywords: fault diagnosis; actuator; evidence theory; LS-SVM probability output; index evaluation

0 引言

执行器作为反馈控制回路中的重要部件, 广泛应用于电力、冶金、化工、航空等工业领域中, 承担着调节输入工质、影响产品质量的重要作用. 执行器往往在比较复杂恶劣的环境中工作, 因此容易出现性能劣化, 继而引发故障, 轻则浪费成本, 重则引发安全事故^[1]. 然而, 反馈回路的调节作用会在一定程度上掩盖执行器的故障特征, 从而提高故障诊断的难度^[2]. 因此, 及时有效地检测和识别执行器故障状态, 对保障工业生产具有重要意义.

近年来, 在执行器故障诊断方面已有较多研究成

果, 不少专家学者采用不同方法对其进行了有效诊断. 文献[3]基于风力机的线性变参数模型, 设计并改进了多胞形观测器用以检测桨距执行器的故障; 文献[4]根据风力发电系统模型的不确定部分建立非线性滑模观测器判断执行器是否发生故障; 文献[5]利用 DAMADICS 平台的仿真数据构建偏最小二乘模型用于气动调节阀的故障诊断; 文献[6]针对卫星姿态控制系统执行器提出了一种基于神经网络干扰观测器的微小故障检测方法; 文献[7]提出了一种自适应卡尔曼滤波器, 用于离散时间随机时变系统的执行器故障诊断; 文献[8]针对汽车中执行器的汽油泄漏

收稿日期: 2020-08-01; 录用日期: 2021-05-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61533013).

[†]通讯作者. E-mail: wys@ncepu.edu.cn.

故障设计了一个故障检测和隔离框架. 上述研究在各自领域具有特别的优势,但是,并不能对执行器故障做到完全准确地诊断. 主要原因有:1)复杂的环境使得难以建立精确的模型;2)控制器的反馈调节作用使得闭环数据掩盖了故障特征. 因此,单一的诊断方法不能完全学习到执行器的故障特征. 干扰、老化、控制器补偿以及诊断算法特性等均会在诊断过程中产生盲点,从而引发误判.

证据融合思想的故障诊断方法成为近年来研究的热点之一. 证据理论是对不确定、不精确问题进行表示和处理的有效方法,利用证据合成规则综合多个专家的经验 and 知识得到合理的结果^[9-13]. 文献[14]利用神经网络学习电动调节阀的指标特征,融合得到最终的诊断结果,提高了故障诊断能力;文献[15]基于故障特征分别构建故障样板模式和待检模式,利用 K 近邻算法获取两个模式之间的诊断证据,最后融合决策故障情况,实现精准建模和实时诊断. 在执行器的诊断研究中,最小二乘支持向量机以强大的分类能力和小样本学习能力得到了很多应用. 文献[16]针对难以辨识故障位置的问题,提出一种基于分块核主成分分析和支持向量机的集成故障检测算法;文献[17]提出了一种基于最小二乘支持向量机回归建模和支持向量多分类机的方法解决气动执行器的故障诊断问题;针对变压器故障诊断准确率低的问题,文献[18]提出了一种基于概率输出支持向量机与证据理论的变压器检测信息融合诊断模型. 然而,单纯的LS-SVM同样不能避免上述问题的影响.

鉴于此,本文从数据驱动的角度采用证据理论融合多重特征实现执行器的故障诊断. 多重特征主要包括基于信号趋势分析的指标特征^[19]和基于LS-SVM的概率分类结果. 基于LS-SVM的概率输出,采用证据理论融合基于信号趋势分析的指标特征,减少误判. 一方面,从信号分析角度获取执行器故障数据的机理信息;另一方面,从模式识别角度获取故障的分类结果,二者相互补充. 基于数据的方法避免了构建精确物理模型的复杂性,而多特征的融合弥补了彼此之间因数据的差异可能发生的误判,避免单一方法的局限性,有效分辨受到掩盖和干扰的故障特征,从而提高诊断的准确率.

1 基于证据融合的故障诊断方法

1.1 基本框架

针对闭环系统中,控制器的调节作用掩盖、干扰执行器故障特征,使得单一方法诊断存在误判的问题,本文提出一种基于证据融合的故障诊断算法,其

基本框架如图1所示.

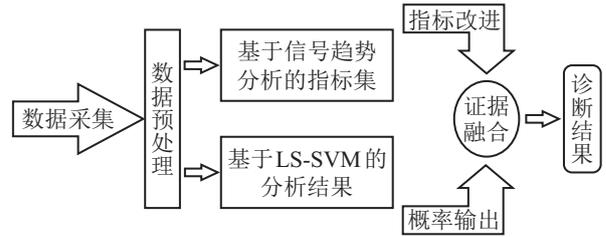


图1 诊断算法框架

采集的数据经预处理后,一方面,输入基于信号趋势分析的模块计算表征故障信息的各类特征指标并加以改进;另一方面,输入基于LS-SVM的模式分类模块,计算各类故障判别可能性的概率输出. 最后,利用证据合成规则融合二者的输出得到诊断结果.

1.2 基于信号趋势分析的指标特征

实际工业中,操作员能够通过控制系统相关部件的反馈信号分析出可能出现的故障类型,因此,可以利用信号特征判别故障. 反馈控制回路中,执行器的可测信号包括控制指令、阀位反馈和流量信号.

1) 粘滞-滑动故障特征指标. 令滤波后的控制器输出信号为 U_i , 阀位反馈信号为 X_i , i 为第 i 个采样周期,设定数据滑动窗长度为 N ,指标 r_x 和 r_u 定义如下:

$$r_x = \text{RMS}_x / \bar{v}_x, \quad (1)$$

$$r_u = \text{RMS}_u / \bar{v}_u. \quad (2)$$

其中: $\text{RMS}_x = \sqrt{\sum_{i=1}^N |v_{xi}|^2 / (N-1)}$, $v_{xi} = (X_i - X_{i-1}) / T_s$, $\bar{v}_x = \sum_{i=1}^N |v_{xi}| / N$, T_s 为采样时间. RMS_u 和 \bar{v}_u 采用同样的计算方法. 根据专家经验设定指标阈值 ϵ ,当 $r_x > \epsilon$ 且 $r_u < \epsilon$ 时,判断发生故障.

2) 死区故障特征指标. 采集一段时间内指令信号从上升到下降的过程中各点的阀位反馈,计算对应同一阀位反馈下指令上下行程过程中指令偏差绝对值的均值作为死区的估计值. 若该估计值大于实际死区值加上误差限,则判断发生死区故障. 有

$$r_d = \text{mean}(|U_i - U_j|), \quad X_i = X_j. \quad (3)$$

3) 卡死故障特征指标. 计算指令、阀位、流量信号的稳定度指标SF,具体步骤^[20]如下.

step 1: 对给定的1组数据 Y ,设定合适的滑动窗长度,并计算每个滑动窗的平均值 Y_j ;

step 2: 找出 Y_j 的最大值 Y_{\max} 和最小值 Y_{\min} ,并计算 Y 的均值 Y_m ;

step 3: 计算稳定度指标

$$\text{SF} = (Y_{\max} - Y_{\min}) / Y_m. \quad (4)$$

若指令信号的稳定度远远大于阀位反馈信号和流量信号的稳定度,则判断发生卡死故障。

4) 恒增益故障特征指标. 统计一段时间内的阀位和指令信号,利用两者变化速度比值的均值作为执行器增益的估计值. 考虑诊断裕度,若估计值大于1.1,则判断发生故障,有

$$r_g = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |U_{i+1} - U_i| / |X_{i+1} - X_i|. \quad (5)$$

5) 恒偏差故障特征指标. 一段时间内,指令信号与反馈信号间差值的均值明显超过正常的死区范围,且差值变化平稳,则判断发生恒偏差故障,有

$$r_b = \sum_{i=1}^n |U_i - X_i| / n. \quad (6)$$

6) 指标结果改进. 为了适应证据理论的融合规则,同时降低误判率,对基于信号趋势分析的指标结果加以改进. 改进方法如下:

① 指标评价往往会出现误诊断的现象,致使同一指标对不同待测数据的评价结果的总和超过1. 此处加以改进:假设原始总和为 M ,则修改诊断为故障的指标结果为 $1/M$.

② 故障的诊断指标具有确定性结果. 一旦超过阈值,即为出现故障. 为避免“一票否决”现象的发生,对指标结果加以改进:针对同一个指标的不同待测数据评价结果,对所有 G 个0值各加上 δ ,同时,从所有 K 个 $1/M$ 值减去 $(G \times \delta / K)$,确保所有的基本置信分配值总和为1.

1.3 最小二乘支持向量机概率输出

标准LS-SVM的输出结果是表征分类的硬判决,而在证据融合应用中需要的是一个表征可能性的软判决. 假设不同的两类 A_1 和 A_2 对应标签为 $y = \pm 1$, $X \in R^n$ 为属性变量,取值为 x ,则后验概率为

$$p(y|x) = [p(y)p(x|y)]/p(x). \quad (7)$$

其中: $p(y|x)$ 为类 A_1 和 A_2 的后验概率; $p(y)$ 为先验概率, $p(y = \pm 1) = N_{\pm} / (N_+ + N_-)$, N_+ 和 N_- 分别为类 A_1 、 A_2 对应的样本数量. 依据贝叶斯定理,通过贝叶斯3级推断,得到LS-SVM中类别对应的后验概率^[21].

本文选用RBF核函数作为模型核函数. 对于 Q 分类问题,选用“1对1”分类算法,建立 $S = Q(Q-1)/2$ 个分类器,输出分类的后验概率,进行概率组合. 对于多分类器的后验概率,利用投票法计算组合概率.

计算样本 x 属于第 i 类的后验概率为

$$p(i|x) = \frac{2}{Q(Q-1)} \sum_{j=1, j \neq i}^Q p_{ij}(i, j|x), \quad (8)$$

其中 $p_{ij}(i, j|x)$ 为第 i 类与第 j 类构成的二分类器计

算得到的 x 属于第 i 类的后验概率.

1.4 证据理论

证据理论是Dempster首先提出,Shafer进一步发展的一种处理不确定性的理论. 给定框架 Ω ,设函数 $m : 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$,满足 $m(\Phi) = 0$ 以及 $\sum_{A \subseteq 2^\Omega} m(A) = 1$,

其中 $m(\cdot)$ 为基本概率分配函数.

令 m_1, m_2, \dots, m_n 为同一识别框架 Ω 上的基本可信度分配,则有

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) =$$

$$\frac{1}{K} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1)m_2(A_2) \dots m_n(A_n), \quad (9)$$

$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n \neq \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2) \dots m_n(A_n). \quad (10)$$

1.5 诊断算法步骤设计

诊断算法如图2所示,具体步骤如下.

step 1: 采集闭环系统的运行数据,包括正常和5种故障状态,对数据进行预处理,并划分数据集;

step 2: 根据第1.2节的特征指标计算方法和改进方法,分别得到6组数据对应不同指标的评价结果;

step 3: 将训练样本输入“1对1”分类器概率模型进行训练,将测试样本输入至训练好的模型,得到二类分类器的概率输出;

step 4: 计算组合概率并与指标评价结果通过证据理论融合得到最终的诊断结果.

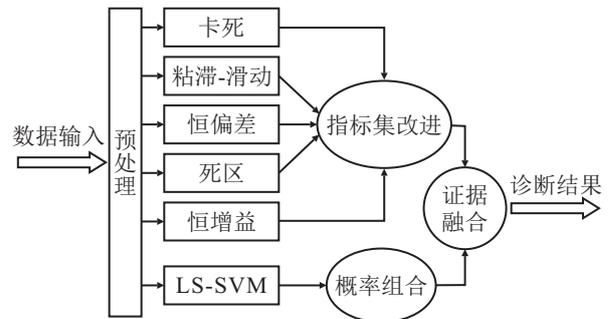


图2 基于证据融合的诊断算法

2 实验验证与结果分析

2.1 数据采集

诊断算法应用于双容水箱实验装置的流量-液位



图3 双容水箱液位控制系统实验装置

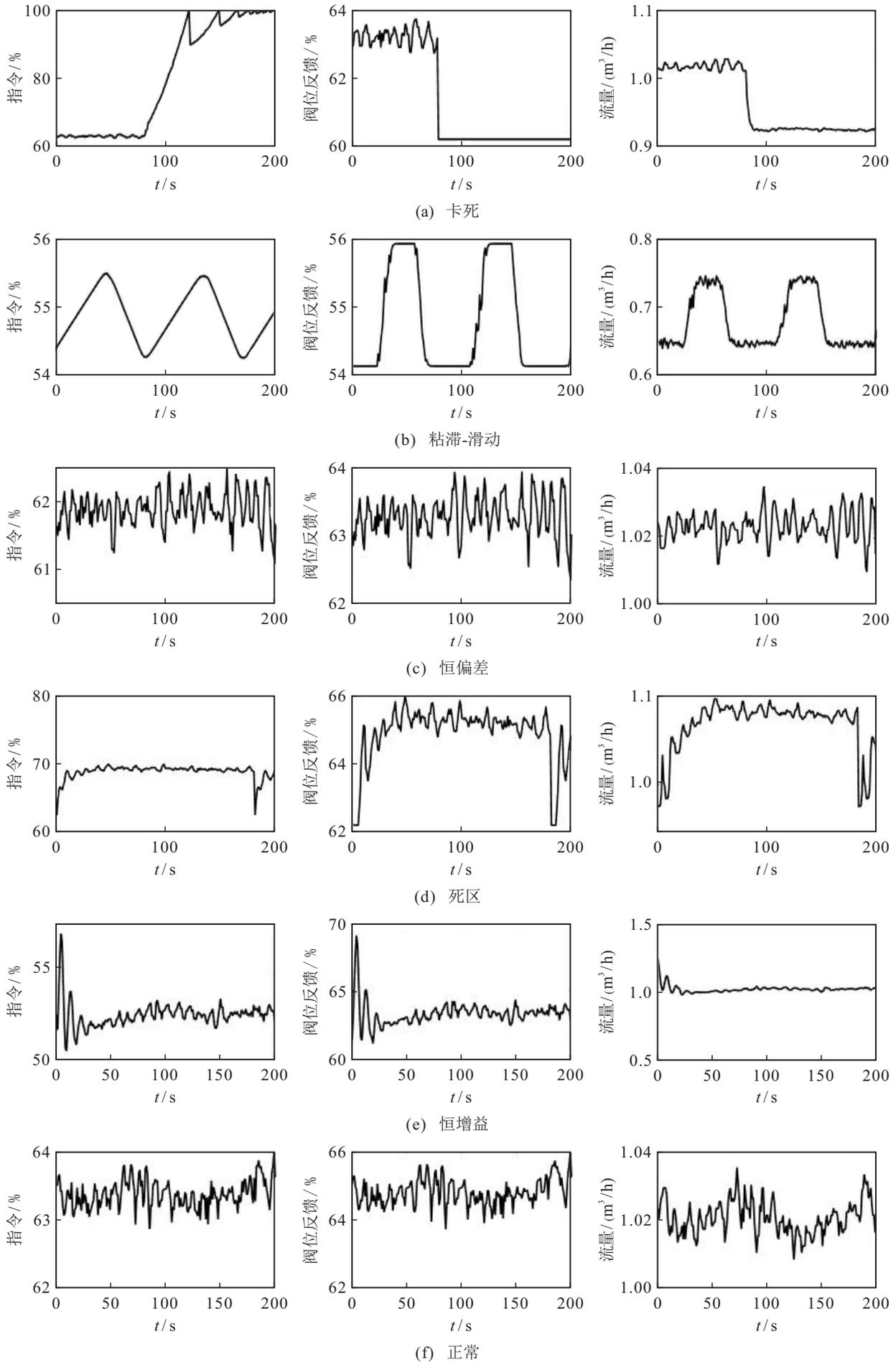


图4 水箱实验数据

串级控制系统中,实验装置如图3所示.在实验平台上模拟卡死、粘滞-滑动、恒偏差、死区、恒增益以及正常6种状态.在同一工况下,分别采集电动执行器的控制指令、阀位反馈和流量信号作为实验数据,每个变量每种状况下采集2000组数据,采样周期为1s,截取部分数据展示如图4所示.利用滤波器去噪并剔除异常值,实现数据预处理.

2.2 实验结果分析

表1为计算得到的评价指标判别和改进结果,行表示6类数据样本,列表示6种状态的指标.对于每一行的评价结果,1为判断发生对应的故障,0为没有发生该故障.由表1可见,对于检测的6类样本,恒偏差和死区故障出现误判现象,而其他故障数据均得到准确的分类.表1括号中的指标是根据指标改进方法得到的调整结果,克服“一票否决”现象的同时,使每列的和为1,实现由确定性指标评价结果到概率判断的转换.

表1 水箱实验指标及改进结果

	卡死	粘滞-滑动	恒偏差	死区	恒增益	正常
卡死	1 (0.48)	0 (0.01)	0 (0.01)	0 (0.01)	0 (0.01)	0 (0.01)
粘滞-滑动	0 (0.01)	1 (0.48)	0 (0.01)	0 (0.01)	0 (0.01)	0 (0.01)
恒偏差	0 (0.01)	0 (0.01)	1 (0.48)	1 (0.48)	1 (0.323)	0 (0.01)
死区	1 (0.48)	0 (0.01)	0 (0.01)	1 (0.48)	1 (0.323)	1 (0.48)
恒增益	0 (0.01)	0 (0.01)	0 (0.01)	0 (0.01)	1 (0.323)	0 (0.01)
正常	0 (0.01)	1 (0.48)	1 (0.48)	0 (0.01)	0 (0.01)	1 (0.48)

表1中,恒偏差故障数据除被诊断为恒偏差外,还被诊断为死区故障和恒增益故障,原因在于死区和恒增益的表现特征也可以体现控制指令与阀位反馈之间的偏差,当发生恒偏差故障时,这种偏差使得死区指标和增益指标超过了阈值.死区故障数据除被正确诊断外,还被诊断为卡死、恒增益和正常,诊断为卡死是因为在死区内阀位没有产生动作,满足了卡死指标的评价.诊断为恒增益也是因为在阀位没有动作的时间内,控制指令与阀位反馈的比值超过了阈值.而诊断为正常则是在超出死区区间时,执行器特性基本保持正常.由此可见,控制器的调节作用使得各类故障本身的典型特征不再明显,诊断结果发生干扰.

表2为测试数据经LS-SVM得到的组合概率结果,列表示待测数据的实际状态,行表示对应状态的概率.由表2可见,除了粘滞-滑动故障发生误判外,其他故障均得到正确的诊断.但是,即使是正确的诊断结果,其与误判的组合概率值也比较接近,没有特别明显划分.例如死区数据诊断为死区的概率为0.217,

诊断为恒增益的概率为0.212,二者之间相差0.005,几近于相同.

表2 水箱实验组合概率结果

	卡死	粘滞-滑动	恒偏差	死区	恒增益	正常
卡死	0.193	0.299	0.075	0.068	0.091	0.073
粘滞-滑动	0.158	0.181	0.176	0.157	0.168	0.174
恒偏差	0.113	0.104	0.252	0.174	0.119	0.181
死区	0.176	0.175	0.173	0.217	0.206	0.178
恒增益	0.181	0.169	0.126	0.212	0.231	0.121
正常	0.112	0.072	0.198	0.173	0.118	0.272

根据以上分析可知,无论是基于信号分析的方法还是基于LS-SVM的方法,均不能做到完全诊断正确,主要原因在于闭环系统中,控制器的调节作用使得执行器在其动态运转过程中掩盖了故障特征,同时又使多类故障之间的诊断出现交叉干扰,即对于某一特定故障会表现出其他故障的特征.

表3为利用DS证据理论融合后的结果,加粗的数据即为最终的诊断结论.由表3可见,所有的故障均判断准确,且对于同一故障,最大的2个数值之间相差较大,避免了误判现象,相比于基于信号分析的方法和基于LS-SVM的方法,无论是在有效性还是准确性上均有很大的提升.

表3 水箱实验融合判断结果

	卡死	粘滞-滑动	恒偏差	死区	恒增益	正常
卡死	0.506	0.023	0.003	0.004	0.005	0.003
粘滞-滑动	0.009	0.674	0.008	0.008	0.009	0.008
恒偏差	0.006	0.008	0.546	0.430	0.210	0.008
死区	0.463	0.014	0.008	0.538	0.362	0.386
恒增益	0.010	0.013	0.006	0.011	0.407	0.005
正常	0.006	0.268	0.429	0.009	0.006	0.589

2.3 实验结果对比分析

单一的诊断方法在各自的领域具有优秀的性能,但是依旧存在误判的情况,所提出算法综合信号分析和模式识别的方法实现多种故障的正确分类,为了验证算法框架的有效性,设计多个对比实验方案.

方案1:基于LS-SVM的故障诊断.沿用文中设定,LS-SVM模型选用RBF核函数,“1对1”的分类算法以及相同的训练集和测试集划分方法,最后通过“投票法”得到诊断结果.

方案2:基于BP神经网络的故障诊断.设置网络结构包括3个输入层节点、7个隐藏层节点和6个输出层节点,隐藏层使用双曲正切函数.使用相同的训练集建立网络模型,并利用测试集检验结果.

方案3:基于Fisher判别分析的故障诊断.输入数据为6种状态的数据样本,输出为对应的分类结果,

采用相同的训练集和测试集.

对比实验中,分别使用上述3种方法与所提出方法进行对比,图5为在不同种故障情况下4种算法的诊断情况.由图5可见,无论是单纯的LS-SVM还是BP神经网络或Fisher判别分析,均无法对所有故障情况做到完全诊断,上述3种方法在部分故障上具有优秀的诊断性能,但是在其他情况下又会出现误判现象.LS-SVM的诊断性能比较稳定,只在部分卡死、死区和恒增益故障诊断时识别不准;BP神经网络则将正常和恒偏差故障判断为死区和恒增益故障;Fisher判别分析容易将卡死故障归类到死区情况.

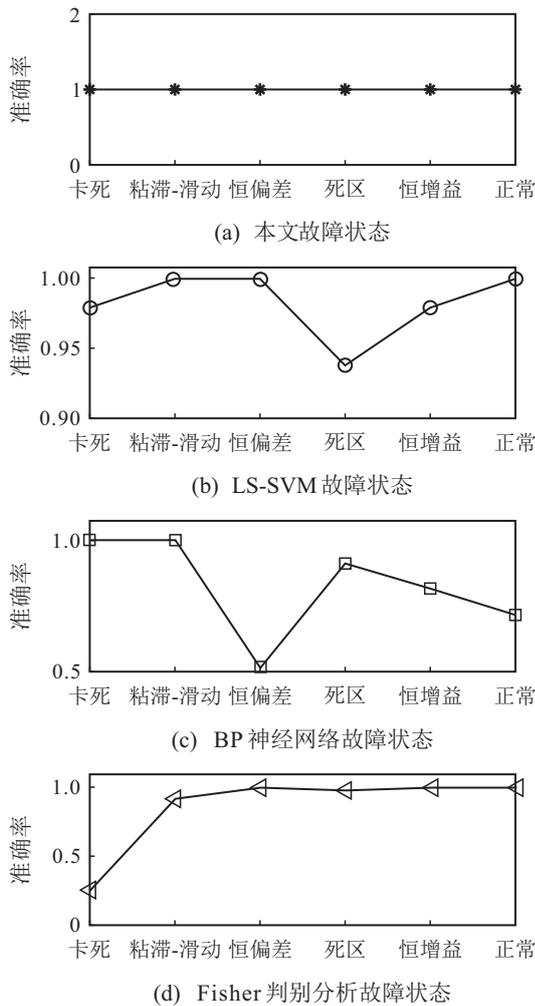


图5 不同算法的故障诊断效果对比

分析原因在于:控制器的调节作用使得特定的故障不能稳定地表现其数据变化特点,会包含其他故障的一些数据特征.例如粘滞-滑动故障在控制器的调节作用下会有一段短暂的时间内处于正常状态;恒增益、恒偏差状态的控制指令与阀位反馈的数据具有很高的相似性,致使误判.因此,需要不同角度的判断方法实现优势互补,从而克服各自的缺陷和不足,实现执行器故障的诊断.

表4为4种算法的诊断准确率和算法运行时间.

由表4可见,Fisher判别分析用时最短,虽然平均故障诊断准确率优于BP神经网络,但是该方法对卡死故障的诊断效果较差;其次用时最少的是BP神经网络,但是在4种方法中诊断能力最差;而所提出方法与LS-SVM的用时相差无几,性能却更加稳定优越.因此,综合以上分析,所提出算法具有更高的性能和诊断效率.

表4 实验结果对比

方法	诊断准确率/%	运行时间/s
本文方法	100	24.67
最小二乘支持向量机	98.52	22.95
BP神经网络	82.92	18.25
Fisher判别分析	86	12.36

3 结论

本文提出了一种基于证据融合的执行器故障诊断算法,并成功应用于水箱实验.闭环系统中,由于控制器的调节作用,执行器的故障特征被掩盖,从而影响了诊断的准确性.所提出方法利用DS证据理论融合基于信号趋势分析的指标特征和基于LS-SVM的概率分类特征,实现优势互补,克服了单一方法在诊断故障时出现误判的局限.基于水箱系统的液位-流量串级控制实验和对比实验,充分表明了所提出方法的有效性和准确性.

参考文献(References)

[1] Shi H Y, Li P, Su C L, et al. Robust constrained model predictive fault-tolerant control for industrial processes with partial actuator failures and interval time-varying delays[J]. Journal of Process Control, 2019, 75: 187-203.

[2] 施权, 胡昌华, 司小胜, 等. 考虑执行器性能退化的控制系统剩余寿命预测方法[J]. 自动化学报, 2019, 45(5): 941-952.
(Shi Q, Hu C H, Si X S, et al. Remaining useful lifetime prediction method of controlled systems considering performance degradation of actuator[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(5): 941-952.)

[3] 吴定会, 刘稳, 张秀丽. 基于改进多胞形观测器的桨距执行器故障诊断[J]. 信息与控制, 2018, 47(5): 534-540.
(Wu D H, Liu W, Zhang X L. Fault diagnosis of pitch actuator using improved polytope observer[J]. Information and Control, 2018, 47(5): 534-540.)

[4] 杨雄飞, 沈艳霞. 风能转换系统的执行器故障检测研究[J]. 控制工程, 2016, 23(4): 506-511.
(Yang X F, Shen Y X. Research of actuator fault detection for wind energy conversion system[J]. Control Engineering of China, 2016, 23(4): 506-511.)

- [5] 李鹏辉, 陈建林, 申忠利, 等. 基于偏最小二乘法的气动执行机构故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(11): 76-82.
(Li P H, Chen J L, Shen Z L, et al. Research on fault diagnosis of pneumatic actuator based on partial least square method[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(11): 76-82.)
- [6] 李磊, 高永明, 吴止媛, 等. 卫星姿态控制系统执行器微小故障检测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(3): 529-537.
(Li L, Gao Y M, Wu Z H, et al. Small fault detection method for actuator of satellite attitude control system[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(3): 529-537.)
- [7] Zhang Q H. Adaptive kalman filter for Actuator fault diagnosis[J]. Automatica, 2018, 93: 333-342.
- [8] Hernández-Alcántara D, Tudón-Martínez J C, Amézquita-Brooks L, et al. Modeling, diagnosis and estimation of actuator faults in vehicle suspensions[J]. Control Engineering Practice, 2016, 49: 173-186.
- [9] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [10] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 1-286.
- [11] 叶春霖, 邱颖宁, 冯延晖. 基于警报信号和D-S证据理论的风电机组故障诊断[J]. 太阳能学报, 2019, 40(12): 3613-3620.
(Ye C L, Qiu Y N, Feng Y H. Fault diagnosis of wind turbine based on alarm signals and D-S evidence theory[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(12): 3613-3620.)
- [12] Khamseh S A, Sedigh A K, Moshiri B, et al. Control performance assessment based on sensor fusion techniques[J]. Control Engineering Practice, 2016, 49: 14-28.
- [13] 向阳辉, 张干清, 庞佑霞. 结合SVM和改进证据理论的多信息融合故障诊断[J]. 振动与冲击, 2015, 34(13): 71-77.
(Xiang Y H, Zhang G Q, Pang Y X. Multi-information fusion fault diagnosis using SVM & improved evidence theory[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(13): 71-77.)
- [14] 侯平智, 张明, 徐晓滨, 等. 基于K近邻证据融合的故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10): 1767-1774.
(Hou P Z, Zhang M, Xu X B, et al. Fault diagnosis based on KNN evidence fusion[J]. Control and Decision, 2017, 32(10): 1767-1774.)
- [15] 王印松, 王珏. 特征指标信息融合的电动调节阀故障诊断[J]. 中国测试, 2019, 45(9): 6-12.
(Wang Y S, Wang J. Electric control valve fault diagnosis method based on feature index information fusion[J]. China Measurement & Test, 2019, 45(9): 6-12.)
- [16] 李锦冰, 韩冰, 冯守渤, 等. 基于分块核主成分分析和支持向量机的故障检测[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(4): 847-854.
(Li J B, Han B, Feng S B, et al. Fault detection based on block kernel principal component analysis and support vector machine[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(4): 847-854.)
- [17] 冯志刚, 张学娟. 基于LS-SVM和SVM的气动执行器故障诊断方法[J]. 传感技术学报, 2013, 26(11): 1610-1616.
(Feng Z G, Zhang X J. Pneumatic actuator fault diagnosis based on LS-SVM and SVM[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2013, 26(11): 1610-1616.)
- [18] 陈程, 聂德鑫, 冯振新, 等. 基于概率输出支持向量机和证据理论的变压器故障诊断技术[J]. 变压器, 2018, 55(7): 58-61.
(Chen C, Nie D X, Feng Z X, et al. Fault diagnosis technology of power transformer using probability output of SVM and DS theory[J]. Transformer, 2018, 55(7): 58-61.)
- [19] 孙远志. 控制系统执行器故障诊断的研究及应用[D]. 河北: 华北电力大学, 2005.
(Sun Y Z. Fault detection and diagnosis of actuator in control system[D]. Hebei: North China Electric Power University, 2005.)
- [20] 刘吉臻, 高萌, 吕游, 等. 过程运行数据的稳态检测方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1739-1748.
(Liu J Z, Gao M, Lyu Y, et al. Overview on the steady-state detection methods of process operating data[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1739-1748.)
- [21] 秦鹏. 基于最小二乘支持向量机和D-S证据理论的电力变压器故障诊断研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2015.
(Qin P. Transformer fault diagnosis based on least squares support vector machines and D-S evidence theory[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2015.)

作者简介

王印松(1967—), 男, 教授, 博士生导师, 从事电气系统先进控制策略及应用、热工机组性能评价与优化等研究, E-mail: wys@ncepu.edu.cn;

孙天舒(1994—), 男, 博士生, 从事故障诊断、性能评价、自愈控制等研究, E-mail: 1943534659@qq.com.

(责任编辑: 魏冰)