硕士学位论文

题目:基于概率型证据迭代融合的工业报警器

设计方法

研究生张凯

专业控制科学与工程

指导教师徐晓滨教授

完成日期2022年3月

杭州电子科技大学硕士学位论文

基于概率型证据迭代融合的工业

报警器设计方法

研究生:张凯

指导教师:徐晓滨教授

2021年3月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University for the Degree of Master

Data Classification Based on Attribute Vectorization and Evidence Fusion and Its Application in Fault Diagnosis  
Candidate: Zhang Kai

Supervisor: Professor Xu Xiaobin

March,2022

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明:所呈交的学位论文,是本人在导师的指导下,独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外,本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体,均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处,本人承担一切相关责任。

论文作者签名:日期:年月日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定,即:研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后,发表论文或使用论文工作成果时署名单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件,允许查阅和借阅论文;学校可以公布论文的全部或部分内容,可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。(保密论文在解密后遵守此规定)

论文作者签名:日期:年月日

指导教师签名:日期:年月日

摘要

工业报警系统就是在工业生产过程中,通过有针对性的监控生产环境中可以反应设备运行状况的过程变量,对过程变量进行有效处理,从而决定是否报警。报警系统的性能一般可以由三个性能指标来评估,即误报率(FAR)、漏报率(MAR)、平均报警延时(AAD)。传统的报警器设计方法通常是在获取过程变量分布的特征后,在过程变量满足独立同分布的条件下,通过理论推导计算出三个性能指标的概率表达式,然后通过优化报警器的阈值等参数,设计出满足一定性能指标要求的报警器。虽然概率模型能描述过程变量整体上和宏观上的变化规律,但在时间维度上,面对实际工程应用中过程变量变化趋势的不确定性,过程变量连续采样值之间的微观变化规律难以被捕捉到,传统的概率模型方法便不再适用。而Dempster-Shafer(DS)证据理论在处理不确定信息方面相对概率法具有一定的优势,已有学者将其应用到报警器的设计中,并取得了显著的效果。本文综合考虑了过程变量变化的宏观概率特性和微观动态特性设计性能更加优越的报警器,主要工作如下:

(1)均值变点检测和有限混合高斯的过程变量概率模型构造方法。实际生产环境中,采集到的过程变量可能不具有对应的设备状况标签。将二元分割法(Binary Segmentation,BS)与Pettitt检验法相结合(BS-Pettitt)进行多变化点检测,然后进行过程变量正常数据和异常数据的分类。基于有限高斯混合模型分别估计出正常数据和异常数据的概率密度模型,为后续报警器设计打下基础。

(2)基于概率型证据迭代更新的工业报警器设计方法。通过概率密度值的归一化将过程变量数据转化为报警证据,利用证据推理规则迭代融合当前和历史时刻的报警证据,并利用融合后的报警证据进行决策。通过仿真和实际工业案例对比实验说明该方法的优势。

(3)样本不均衡下的报警证据构建及工业报警器设计。当过程变量数据表现出不均衡特性(这里指异常样本数据量小),且生产过程中正常、异常状态切换较为频繁时,用其估计的概率密度模型会不够精确,变得十分尖锐,不够平滑,非常影响上一章节基于概率型工业报警器设计中报警证据的准确性。利用似然概率归一化方法构建过程变量的参考证据矩阵(REM),以客观描述样本不均衡分布的情况。当获取过程变量的在线样本后,用其激活REM中的参考证据并生成相应的报警证据。

关键词:工业报警器设计,证据理论,证据推理,遗忘策略

ABSTRACT

目 录

摘 要I

ABSTRACTI

目 录IV

第1章 绪论1

1.1 研究背景及意义1

1.2 工业报警器设计方法的研究现状2

1.3 本文研究内容及其结构安排5

第2章 工业报警器性能评估指标7

2.1 引言7

2.2 报警器性能指标的概念与意义7

2.2.1基于样本统计的性能指标计算方法7

2.2.2基于概率统计的性能指标计算方法9

2.3 常用概率型报警器设计方法的性能指标计算方法10

2.3.1滤波方法性能指标计算方法10

2.3.2时间延迟方法性能指标计算方法11

2..3死区方法性能指标计算方法12

2.4 DS证据理论13

2.5 证据推理（ER）规则15

2.6 本章小结16

第3章 均值变点检测和有限混合高斯的过程变量概率模型构造方法17

3.1 引言17

3.2过程变量均值变化点检测与异常状态分类18

3.3 基于异常状态分类的过程变量FGM概率密度模型构建19

3.3.1 FGM模型评判函数的选择19

3.3.2 过程变量正常和异常状态的FGM模型构建19

3.4 仿真案例分析21

3.5 本章小结26

第4章 基于概率型证据迭代更新的工业报警器设计方法27

4.1 引言27

4.2 基于概率型证据迭代更新的报警器设计28

4.3 报警证据可靠性因子与重要性权重的获取29

4.3.1 报警证据的不确定度求取29

4.3.2 报警证据的可靠性求取30

4.3.3 基于遗传算法的多目标优化模型30

4.4 过程变量仿真案例实验验证与对比分析31

4.4.1 实验过程分析与报警结果31

4.4.2 与传统报警器方法的性能对比实验33

4.5 电机转子故障报警实验验证与分析35

4.5.1实验过程分析与结果35

4.5.2与传统报警器方法的性能对比实验39

4.6本章小结40

第5章 样本不均衡下的报警证据构建及工业报警器设计41

5.1 引言41

5.2 典型工业案例-高炉炼铁过程中铁水含硅量变化规律分析42

5.3 数据驱动下的报警证据构建及报警器设计44

5.3.1基于历史数据构建证据参考矩阵(REM)构建44

5.3.2基于REM的报警证据获取与证据迭代更新47

5.3.3基于多性能指标的报警器参数优化48

5.4 高炉硅含量故障报警实验验证与分析49

5.4.1 实验过程分析与报警结果49

5.4.2与传统报警器方法的性能对比实验52

5.5本章小结56

第6章 总结与展望57

6.1研究总结57

6.2工作展望57

致 谢58

参考文献59

附录64

1.1研究背景及意义

在科学技术发展快速的今天,各行各业都在加快信息化的步伐。信息沟通交换的领域也在不断扩大,覆盖了各种设备运行过程的每一个层次。与此同时,由于工业生产过程中的复杂性,现代工业装备也越来越庞大和复杂,质量、成本和安全要求越来越高,需要在关键时刻做出及时有效的诊断,以及有效的应对措施。例如在电力、石化、钢铁、化工这些行业中,工厂设备由数以千计的传感器和执行器,以及有线或无线通信设备和众多控制回路组成,一旦这些设备的关键组成部分出现了异常,极易使整个设备无法正常运行,轻则降低设备的运行效率,重则导致重大生产事故。

根据权威机构的数据统计表明,自2005年以来,全世界炼油和石化行业已累计发生超过上千起重大事故[1],例如,英国德克萨斯石油公司炼油厂在2005年遭受到了一场史无前例的工业灾难,这场灾难导致了195名人员伤亡,15亿美元的财产损失,事故的一个重要原因就是机组液体含量的报警装置失效,致使易燃液体泄漏导致爆炸。这种异常的生产过程不仅严重影响工厂的经济效益,而且影响人们的人身安全。全世界为此付出了大量的人员和财产损失,造成了严重的社会影响和许多不稳定因素。因此有效的过程监测和报警管理系统已经成为工业生产过程中面临的重要问题。

报警系统目前已经在诸如可编程控制器件(PLC)、分散控制系统(DCS)以及数据采集与监控系统(SCADA)中得到了广泛应用[8]。它主要通过有针对性的监控生产环境中能够反映设备运行状况的过程变量,对过程变量进行有效处理。当工业设备处于异常运行状态或设备故障时,能够及时给相关操作人员进行提醒,帮助操作人员在正常和异常工况下都能够安全的对过程进行操作。受益于数据采集与监视系统的发展以及数据处理技术和信息融合等技术在故障诊断领域中的应用,工业设备的主要过程变量都能够被有效监测[]。报警器通过对过程变量进行处理做出相应的报警动作,这对操作者可以监控设备运行工况并及时发现设备故障起到了十分关键的作用。

标准流程工业报警系统管理标准(ISA)和工程设备和材料用户协议(EEMUA)通过对各种类型的报警数据分析得出,设备操作人员响应并处理一个报警平均需要十分钟,故操作员每小时接收的警报不得超过六个。但实际情况并非如此,根据工业调查,简单的工业报警器设计方法使得工业工厂的操作人员经常收到许多无用的报警(即干扰报警),比每小时警报标准多十倍、百倍甚至数千倍,严重影响报警系统的性能,降低报警系统效率,浪费了大量的人力和物力,这种现象被称为报警泛滥现象。这种现象会使得报警系统无法正确反映工业设备的状态,还会大大增加设备操作人员的工作压力,使操作人员无法及时有效地处理真正需要解决的异常报警。此外,大量的干扰报警有可能将真正有价值的报警信号淹没,报警系统形同虚设,造成异常工况发生时无法得到及时的处理,从而引发工业事故。为确保成本效益、劳动力和设备的安全以及产品质量,必须及时发现故障,并尽快采取适当措施。因此,设计更优的报警系统具有很高的实践意义和潜在的经济效益。

1.2工业报警器设计方法的研究现状

由于工业生产的需求,人们在报警系统领域做出了很多的研究,这些研究的目标是使报警系统更加准确和敏捷。文献[]给出了工业报警器设计方法的基本原理:首先在工业设备的合理位置上安装传感器,然后对获取的过程变量数据进行分析和处理,最后利用合理的报警决策方法决定是否报警。以上最重要的是设置合理的报警阈值,设备的报警阈值可以通过专家以及工程经验获取,也可以通过对设备正常运行状态下过程变量的统计分析得到其置信区间确定。目前工业报警系统应用最广泛也是最简单的是"直接门限法",这是一种最基本的报警器设计方法,亦即对过程变量不做任何处理,直接将过程变量与报警阈值进行比较判别,从而决策是否发出警报。显然,这种最为基本的报警器设计方法不能应对复杂的应用对象以及测量环境,不能有效地处理报警泛滥现象。

近年来不少学者在直接门限法基础上,提出了众多工业报警器设计方法,主要有滑动滤波,时间延迟以及设计死区的方法对报警器进行优化[]。这些方法都是在将过程变量与设定报警阈值比较判别之前,预先对其进行预处理,以达到理想的报警效果。其中滑动滤波方法主要有滑动平均滤波、滑动方差滤波以及中值滤波等,他们都是将过程变量的采样值经过滤波处理,有效滤除测量中的随机噪声后,再与设定的报警阈值进行比较来判别是否发出警报。时间延迟方法的思路是连续多个过程变量采样值高于(低于)报警阈值时才发出(清除)警报,这种方法在一定程度上可以抑制报警泛滥的现象,但在真正的警报来临时,会产生较大的报警延迟时间,并不适用于所有工况。死区方法分别设定了高、低两个报警阈值用来发出(清除)警报,当过程变量采样值高于高报警阈值时发出警报,直到低于低报警阈值时才解除警报,这种方法主要适用于过程变量采样值跳变幅度较大的情况。文献[song3]首先对以上方法的报警机理做出了详细的介绍,根据不同的工业场景选择合适的报警器设计方法,并将这些方法封装为工具箱函数以便应用,但是并未给出具体的评价报警器性能的指标,以及如何设计最优报警阈值、滤波阶数和延迟步数等参数的具体方法。

文献[]指出,报警系统通常从精确度和灵敏度两个方面进行评估,其中精确度是指:在异常工况下报警器发出警报处于激活状态并且在正常工况下报警器处于不激活状态,可以通过误报率(FAR)和漏报率(MAR)两项性能指标来度量该特征。过高的误报率意味着报警器产生过多的错误警报,从而对操作者造成不必要的干扰;而漏报率过高,则意味着所设计的报警器性能较差。此时则需要对报警器进行改善。为了权衡误报率和漏报率,求出精确度更高的报警器,文献[weng15]将接受者操作特性曲线(ROC)引入到报警器的设计当中,绘制ROC曲线,获取使误报率和漏报率与原点位置(理想报警性能指标FAR=0,MAR=0)距离最近的最优报警阈值。在误报率、漏报率降低的同时,即优化报警器精确度的条件下,又会给报警器带来一定程度的报警延迟,从而引入了报警器的灵敏度指标。灵敏度是指:当设备从正常过渡到异常时,故障发生与发出警报之间的平均时间差,通过平均报警延迟(AAD)来表征报警系统的灵敏程度。若其值很小,则意味着当设备发生异常时,报警系统能迅速进入报警状态,使操作人员能够有更多的时间迅速进行技术处理,反之设备故障得不到及时处理,从而导致更加严重的后果。此外,值得注意的是,大多数报警系统的设计方法必须在精确度(FAR、MAR)和灵敏度(AAD)之间进行权衡,即精确度的提高往往伴随着灵敏度的降低,反之亦然。一般来说,在确保容许灵敏度的同时,理想的报警器设计应倾向于尽可能高的精确度。目前求取最优报警性能指标下的参数主要有两种方法,一是通过ROC曲线,在AAD达到要求的情况下,尽可能降低误报率和漏报率以求出最优参数,二是将三个报警性能指标加权作为目标函数,利用优化算法求出最优参数。

基于概率模型的报警器设计方法是工业界的主流,这些方法的实施一般分为两个步骤:步骤一是通过过程变量的历史数据拟合出变量在正常和异常状态下的概率密度函数(PDFs);步骤二是选定报警方法(死区方法、时间延迟方法、滤波方法等),在假设过程变量符合独立同分布的情况下,通过过程变量的PDFs计算在各种方法下FAR、MAR和AAD的概率表达式。然后,基于这些概率模型获取各种方法对应的最优参数(报警阈值、时间延迟步数、滤波器阶数等)。基于上述报警器的性能指标,在概率分布已知并假设过程变量采样值都是满足独立同分布的随机变量的情况下,文献[]和文献[]通过马尔科夫的马氏链,分别获得时间延迟方法和死区方法的FAR、MAR和AAD概率表达式;文献[]通过过程变量均值函数的积分运算,获得滑动平均滤波方法的FAR、MAR概率表达式。在求出这些性能指标的概率表达式之后,可绘制关于这些指标的接受者操作特征曲线(ROC),从中确定最优的报警器参数,包括报警阈值、时间延迟步数、滤波器阶数等。文献[]给出了时间延迟法中报警阈值以及采样延迟步数这两个报警器参数的具体设计步骤,即给定采样延迟步数时设计报警阈值、给定报警阈值时设计采样延迟步数以及同时设计报警阈值和阈值。

但以上基于概率模型的报警器设计方法仍然存在缺点,(1)概率模型是宏观模型描述所有历史数据的变化规律,无法细致刻画过程变量在连续时间上的变化规律,因为以上三种方法的理论报警性能指标都要求独立同分布才能继续推导,性质越差,理论性能指标和实际性能指标相差越大;(2)最终决策还要借助和报警阈值对比给出0或1的确定性推断,对于决策的不确定性描述不充分。因此基于概率模型的报警器设计方法仍有较大的改进空间。

随着不确定信息处理、故障诊断以及信息融合理论的迅速发展,使得设计性能更加优越的基于概率模型的报警器成为可能。其中DS(Dempster-Shafer)证据理论方法将将点值函数形式的概率测度推广到了集合函数形式上,定义了基本信度赋值函数(也叫作证据),并由其推导出了置信函数和似真函数,传统的概率测度只是DS证据理论的一种特殊形式[weng19xu1718]。它可以灵活处理不精确的信息,更能刻画决策的不确定性,特别是该理论中提供的证据组合和更新规则,可以将多个证据进行融合,降低不确定性,提供了比单个证据更加准确可靠的融合结果,使得在工程应用中更易于做出正确的决策。

文献[]提出的条件化线性更新方法首次将DS证据理论引入到报警器的设计当中,并且通过大量仿真实验和工业实例表明基于该理论报警器设计方法可以大大降低误报率和漏报率,相较于滑动滤波、时间延迟和死区等传统方法有了较大的提升,并且在一定程度上可以权衡报警器的精确度和灵敏度。该文献利用基于梯形模糊隶属度函数的信息转换机制,将过程变量采样值转换为报警证据。用于描述过程变量支持系统正常、异常两种状态发生的信度,将0和1细化为分布的形式以此描述报警决策的不确定性。然而该种转换机制适用于过程变量历史样本比较少的情况,因为模糊隶属度函数对于过程变量宏观变化规律的描述较为粗糙,导致转换的精确性较差。其次,该文献给出了条件化证据的线性更新规则,考虑过程变量前后变化的连续规律,实现了历史和当前报警证据的融合,利用融合后生成的证据进行报警决策。但是,该更新过程用到的是较为简单的线性融合策略,对于报警证据间的微观关联关系刻画的不够细致,从而会影响最终报警性能。随着工业发展对报警器性能要求的不断提高以及证据理论本身的发展和完善,完善以上不足设计性能更优的报警器是本文随后章节的研究重点。

1.3本文研究内容及其结构安排

本文所做的研究内容得到了国家自然科学基金项目:"基于动态置信规则推理的\*\*\*\*故障智能诊断方法(6\*\*\*\*\*08)"、浙江省自然科学基金项目:"基于不完备置信规则库的\*\*\*\*智能故障诊断与技术状态评估(LY\*\*\*\*\*11)"等项目的资助。此外,本文各个章节的研究内容及其结构安排如下:

第1章绪论。本章主要叙述了工业报警器在复杂工业过程中的应用背景及意义,论证了报警器对于保证工业设备安全平稳运行的重要性;然后具体介绍了一些经典工业报警器的设计方法以及应用场景,引入评估报警器的三个性能指标。最后基于目前的研究现状,从不确定性信息处理角度进行分析,将证据理论引入到报警器设计当中,并对报警器设计中存在的问题进行分析,提出自己的研究思路。

第2章工业报警器的性能评估指标。首先介绍报警器三个主要性能指标的概念和意义;然后给出三种常用报警器设计方法中基于概率统计下三个性能指标的理论计算方法。

第3章不确定信息融合理论基础。介绍DS证据理论和证据推理(ER)的基础知识,并对其数学描述和推理原理做出了详细的论述,为后续的报警器设计奠定了理论基础。

第4章二分递归Pettitt和有限混合高斯的过程变量概率模型构造方法。本章节主要是过程变量的数据预处理。首先通过进行二分递归Pettitt突变点检测,将过程变量的正常和异常部分区分开来;然后基于有限高斯混合模型(FGM)分别估计正常和异常部分的概率密度模型;最后通过仿真案例验证该预处理方法的准确性。

第5章基于概率型证据迭代更新的工业报警器设计。基于FGM概率密度模型通过似然概率归一化精细化地计算出每一时刻过程变量对应的报警证据,基于ER(Evidence Reasoning)规则递推地将历史时刻的决策报警证据与当前时刻的报警证据进行非线性更新融合得到当前时刻的决策报警证据,并且综合证据不确定度以及报警器性能指标构建遗传算法的多目标优化模型。由于报警决策中综合考虑了当前和历史报警信息,能够动态捕获过程变量样本数据的趋势,在一定程度上克服了传统报警器设计方法带来的误报和漏报问题。最后,分别通过仿真实验和电机转子平台实验,将所提方法与基于概率的滑动平均滤波和时间延迟方法进行对比,结果表明所提方法具有更优的综合性能。

第6章样本不均衡下的报警证据构建及工业报警器设计。作为评价高炉生产状况最重要的指标之一,铁水中的含硅量需要保持在合理的区间内,因此可将它作为关键过程变量并设计相应的报警器,以实现高炉生产状态的监测与异常报警。含硅量监测样本数据通常表现出不均衡特性(异常样本少,正常样本多)并且生产过程中正常、异常状态切换较为频繁等显现,由于异常样本少,用其估计的概率密度模型会不够精确,变得十分尖锐,不够平滑,非常影响上一章节基于概率型工业报警器设计中报警证据的准确性。本章节提出了当异常样本较少时,利用过程变量构建似然函数,通过似然概率归一化方法构建过程变量的参考证据矩阵(REM),以客观描述样本非均衡分布的情况;最后基于REM生成被样本激活的报警证据,继续证据迭代融合的工业报警器设计。

第7章总结与展望。本章总结了本文的研究内容,并展望了下一步报警器设计的研究方向。

图1.1论文整体结构

2.1引言

对报警器的性能进行合理评估是报警器设计过程中极其重要的环节,评估报警系统的性能和效率是对其进行改善的前提。目前报警领域公认的最基本并且最重要的性能指标分别是误报率(FAR)、漏报率(MAR)和平均报警延迟(AAD)[SONG17],这个评价体系已经成为在报警器设计时需要严格遵循的基本准则之一。本章首先介绍了这三个性能指标的基本概念和意义,给出了最基本的基于样本统计的性能指标表达式以及概率统计下的性能指标理论表达式。然后在概率统计分布已知的情况下,给出滑动滤波、时间延迟以及死区方法这三种常用报警器设计方法的性能指标理论表达式。

2.2报警器性能指标的概念与意义

2.2.1基于样本统计的性能指标计算方法

在工业生产中,信号采集装置经过传感器装置对被监控设备进行采样,采样周期是h,得到的离散采样信号称为过程变量x,对它在某一时刻观测的离散采样信号记为x(t),根据设备安全运行的需要设置报警阈值,记为xtp。实际生产中报警器存在着两种工作状态,即"报警"状态和"不报警"状态,对应的过程变量x记为正常状态和异常状态,即此刻的生产工况是"无故障"和"故障"两个场景,三者之间的对应关系如图2.1所示。

图2.1设备运行场景-过程变量状态-报警器动作的对应关系图

最简单同时也是应用最广泛的"直接门限法":当过程变量采样值x(t)大于报警阈值xtp时,会发出警报;反之,不发出警报。但是在实际生产环境下,由于传感采集设备、x(t)的不确定性以及报警阈值xtp选择等因素的影响,都会导致两种类型的错误报警产生,即误报警和漏报警。误报警是在过程变量x处于正常状态下发生的警报,而漏报警是在过程变量x处于异常状态下未发出警报。假设过程变量x的一组采样序列为{x(1h), x(2h),, x(Th))},该段序列经历一次了从正常状态过度到异常状态的转变,则可以给出报警器设计中的混淆矩阵,如表2.1[21]。

表2.1报警器设计中的混淆矩阵

真实状态(过程变量x的状态)

正常异常

报警决策未报警未警报(TN)漏报(MA)

报警误报(FA)警报(TA)

表中的TN、FA、MA、TA等变量,分别表示各种状态条件下,报警器正确报警、误报和漏报的个数,并且它们的总和等于样本序列长度T。因此,报警器的误报率(FAR)和漏报率(MAR)的定义如下  
(1)

(2)

FAR和MAR是报警器最基本也是最重要的指标,是报警器精确度的体现,根据xtp选取的不同,FAR和MAR也会不同,文献[15]将接受者操作特性曲线(ROC)引入到报警器的设计过程中来,通过绘制ROC曲线来描述当阈值取不同数值时的FAR和MAR变化情况,获取使误报率和漏报率与原点位置欧式距离最小的最优报警阈值。

为了进一步衡量报警器的灵敏性,如下图所示,给出了过程变量x(t)从正常状态过渡到异常状态的整个过程,假设从t0时刻后设备进入异常状态,但是实际报警器在ta时刻才能产生报警,那么在这个过程中,报警器的时间延迟为tdelay =ta-t0。图2.2是一组过程变量样本序列{x(1h), x(2h), x(3h),, x(1999h), x(2000h)},h=1s,总长度是2000,其中t<1000s时是正常状态,t1000s时是异常状态,若采用直接门限法,在t=1001s时该过程变量从正常状态跳变到异常状态,那么该序列下的报警延迟时间为tdelay =1001-1000=1s。若有n组这样的过程变量序列,同样可得到每组序列的报警时间延迟为t1 delay, tn delay,那么这n组序列的平均报警时间延迟(AAD)为[]

(28)

图2.2过程变量x(t)从正常状态到异常状态

图2.3过程变量x(t)从正常状态变化到异常状态

2.2.2基于概率统计的性能指标计算方法

随着对监控采集设备运行机制的不断深入以及对过程变量采样数据的增加,可以对大量的历史采样数据进行统计分析。当过程变量的概率分布已知时,可以给出FAR、MAR和AAD三个性能指标的概率表达式[]。假设分别得到过程变量处于正常状态下的概率密度函数p(x)(图中实线)和处于异常状态下的概率密度函数q(x)(图中虚线),如图2.4所示。

假设给定报警阈值xtp,则误报率FAR的定义如下所示:

(2.4)

则FAR为图2.4中阴影部分所示,简记为p1;令p2=1- p1,则p2表示正常状态下没有发出警报的概率。

同理,漏报率MAR的定义如下所示:

(2.5)

则MAR为图2.4中阴影部分所示,简记为q1;令q2=1- q1,则q2表示异常状态下发出警报的概率。

图2.4过程变量x不同状态下的概率密度函数

平均报警延迟(AAD)定义为报警延迟时间Td的期望值,那么AAD的计算往往假设过程变量是独立同分布的[],基于这种假设,AAD的定义如下所示[12]

(2.6)

通过以上定义可以计算出基于概率统计的最优性能指标(理论性能指标)对应的最优报警阈值xtp,然后在实时采样数据中根据该阈值进行报警决策,根据式(1)~(3)计算出实际性能指标。当采样数据越充足,理论性能指标会越接近实际性能指标[]。但由于AAD的定义假设过程变量了独立同分布,则该性质越差,理论性能指标可能会越偏离实际性能指标。

与其随机性和独立性有关

2.3常用概率型报警器设计方法的性能指标计算方法

2.3.1滤波方法性能指标计算方法

滤波方法是对过程变量x进行滤波处理,以便消除随机干扰信号对报警结果产生的影响。通常假设滤波其形式为关于过程变量x的函数,记为z(t)=f(x),具体为有限记忆因果滤波器,即z(t)=f(x(t),x(t-1), x(t-n+1)), n为滤波器窗口长度,即滤波器阶数,z(t)为滤波后的变量,与其前n个时刻的x(t)取值有关[7]。常见的滤波方法有滑动平均滤波,滑动方差滤波等。文献[24]详细地介绍了z(t)的概率密度函数为pZ(z)和qZ(z)的情况下,FAR定义为:

(2.8)

MAR定义为:

(2.9)

由于经过滤波操作后,z(t)满足同分布的条件,但不再满足独立性,所以它的AAD不能用公式计算。但是如果假设z(t)服从独立同分布的较强条件下,仍然可以计算出AAD的具体表达式,文献[12]给出了具体的计算过程。

2.3.2时间延迟方法性能指标计算方法

时间延迟法要求连续n个过程变量采样点均超过报警阈值报警器才能发出相应的警报,这里的n为采样延迟步数。报警器发出警报之前会有n个中间态[9],定义初始无报警状态为NA1,第一个采样点超过报警阈值xtp但不发出警报的状态记为NA2,以此类推,第n-1个采样点超过报警阈值xtp但不发出警报的状态记为NAn,直到第n个采样点超过警阈值xtp报警器才会发出警报,此时的状态记为A1。同理,经历A1,A2,,An这n个状态,报警器才会恢复到无报警状态NA1,从而清除警报。假设过程变量是独立同分布的,上述机制可以用马尔科夫的马氏链进行表示,跳转过程如下图2.5所示:

图2.5时间延迟报警器状态转换的马尔科夫链

其中,同样有p2=1-p1,当时间延迟法的延迟步数为n时,误报率定义为:

(2.13)

同样有,q2=1- q1,则漏报率可定义为:

(2.14)

在假定过程变量x满足独立同分布的前提条件下,基于马尔科夫链的相关性质,平均报警延迟定义为:

(2.15)

2..3死区方法性能指标计算方法

死区方法主要应用在过程变量出现跳变的情况,能够有效的减少抖动带来的警报数,其原理是设置高阈值和低阈值,当过程变量值大于高阈值时会发出警报,当过程变量值小于低阈值时不会发出警报。图2.5给出了正常状态下过程变量概

率密度函数,可以得到,表示超过高阈值的概率(发出警报);,表示小于低阈值的概率,易知q2≠1-q1;那么正常状况下的误报率为:

(2.16)

同理,如图2.6所示给出了异常状态下过程变量的概率密度函数,得到,表示异常状态下未报警的概率;,表示大于高阈值的概率,易知q2≠1-q1;那么异常状况下的漏报率为:

(2.17)

图2.5正常状态下的概率密度函数

图2.6异常状态下的概率密度函数

假定过程变量服从独立同分布,根据马尔科夫相关性质,可以得到平均延迟时间为[10]:

(2.18)

2.4 DS证据理论

DS证据理论是一种用来处理不确定信息的数学方法,在概率论的基础上进行数学推演并给出结果概率[30]。以下是DS证据理论中的一些基本概念。

定义2.1辨识框架

通常可以把辨识框架表示为Θ={θ1,θ2,,θn},集合Θ中每一个元素θ就是需要去研究的命题,所以该集合非空且包含有限个元素,元素之间都是互斥的。在实际的故障诊断问题中,θ也常常被称为故障模式,集合Θ中的每一个元素代表着一种故障模式。除此之外,可以把Θ的幂集的集合表示为P(Θ)或2Θ,其中P(Θ)={,{θ1},{θ2},,{θn},{(θ1,θ2)},{(θ1,θ3)},,Θ}。

定义2.2基本信度赋值函数BBA(质量函数)

设m:2Θ→[0,1]是定义在辨识框架Θ上的一个映射函数,并且满足:

(1)m(Ø)=0;

(2)对<location tag=OfficeMath position=3.73.0.5>∀A∈2Θ,∑Am(A)=1。

其中,m(A)表示的是子集的信任程度,也可以称之为证据。当时,则称子集为质量函数中的焦点元素(焦元)。与传统的概率论相比较,集合A可以是单元素,也可以是多元素(子集)。

定义2.3信任函数

信任函数也可以称之为信度函数,在辨识框架Θ下,基于BBA的信度函数定义如式(2.1)所示:

(2.1)

其中,m(A)和Bel(A)的不同点在于,前者m(A)等同于对Θ下的一个子集A赋予信度度,而后者Bel(A)不仅对Θ下的子集A赋予信度度,并且也对包含于A的子集赋予信度度。

定义2.4似真函数

基于基本信度赋值函数的似真函数定义如式(2.2)所示:

(2.2)

其中,函数Pl和Bel存在如下关系,若Ac为A的补集,Pl(A)表示证据不拒绝A的程度,并有:

(2.3)

由定义2.3和2.4就可以得到A的信度区间[Bel(A),Pl(A)],也称为不确定区间。如图2.1所示,用信度区间可以表示证据的不确定程度[31]。设Bel(A)=a,Pl(A)=b,则代表在信度区间[a,b]内,A不能够被完全信任;其中,在区间[0,b]之间表示A可以被完全信任,在区间[Pl,1]之间表示A完全不能够被信任,而区间[a,b]则可以认为A可以被局部信任。

图2.1信度区间

定义2.4 Dempster 组合规则

设m1和m2分别是定义在辨识框架Θ上的两个基本信度赋值函数(证据),Dempster组合规则定义如下:

(2.4)

m(C)表示通过Dempster组合规则将证据m1和m2融合得到的新的证据,可令  
(2.5)

其中K称其为归一化系数,它表示融合的证据之间的冲突值。该规则同时满足分配率(m1m2)m3=m1(m2m3)和交换律m1m2=m2m1,因此可以将多条证据进行融合。

定义2.5 Pignistic概率函数

设Θ为辨识框架,A为Θ的子集,m为Θ上的基本信度赋值函数,则BetP可定义为公式(2.6)的形式。

(2.6)

式中,|X|表示集合X中元素的个数,m()1,则称BetP为Θ的Pignistic概率函数[32]。相应地,在DS证据理论框架下,经典的Pignistic转换如式(2.7)所示:

(2.7)

2.5证据推理(ER)规则

作为DS证据理论的扩展,ER规则展开了对证据融合的研究。令P(Θ)或2Θ表示Θ中所有子集组成的集类,也就是Θ的幂集。在证据推理(ER)规则中,从某信息源获得的一条证据ej可表示为  
(1)

其中,(θ, pθ,j)表示证据ej支持命题θ的信度为pθ,j,命题θ可取幂集P(Θ)中除空集外的任一元素。若证据中仅单元素有信度赋值,那么所有子集的信度赋值就退化为概率赋值。

ER规则中定义了证据ej的可靠性因子rj和重要性权重wj,可靠性因子rj反映了证据(信息源)对某一特定问题给出正确结果、提供精确评价的能力,证据重要性权重wj反映证据ej相对于其他证据的重要程度。由此可见,可靠性因子rj反映了证据的客观属性,受信息源、证据获取方式以及过程的影响;重要性权重wj带有一定的主观性,其取决于待融合证据和决策者的主观经验。

带有可靠性因子rj和重要性权重wj的证据定义如下

(2)

其中,信度表示rj和wj修正后的证据对θ的支持程度

(3)

其中,,是归一化因子,那么当,则有。ER规则中定义了可靠性因子折扣后的剩余信度(1-rj),其表示了证据的不可靠程度,并将它赋予幂集P(Θ),即该信度可能支持全集Θ及其任何子集。这种做法保证了ej和mj具有相同的概率特性,也就是对于各个θ的信度赋值的相对比率是不变的。

对于两个信息源提供的相互独立的证据e1和e2,利用ER融合规则对它们进行融合,得到e1和e2联合支持命题θ的信度为pθ,e(2)

(4)

融合后的证据,e的可靠性因子为[]

(5)

其中we 由决策者给出,mP(Θ),e(2)可通过式(6)获得,如下式所示  
(6)

可见,ER规则引入参数rj和wj来描述信息源所提供证据的不同特性,必然增加了对信息的细致性刻画程度,接着利用ER规则对rj和wj修正后的证据进行融合,获得比单个证据更可靠和更准确的推理能力。

2.6本章小结

本章介绍了DS证据理论、ER规则和主成分分析的相关概念。主要阐述了DS证据理论的证据组合规则,体现了证据理论在故障诊断中作为决策级融合的优势。然后基于BBA(证据),引出了ER规则的相关概念,详细叙述了ER规则在明确区分可靠性因子和重要性权重下的证据融合机制,并给出了ER规则融合两个和多个证据的具体方式。最后对PCA中的主成分、贡献率等的概念进行了介绍,并给出了PCA的主要算法流程。后面章节的分类器设计和故障诊断方法都是以本章介绍的理论为基础。

3.1引言

本章给出从数据中估计正常数据和异常数据概率密度函数的方法。但在实际工业流程中,过程变量的采样值可能没有对应的设备状态标签,解决这个问题的关键是找出状态变化点区分出历史数据{x(t)}T t=1的正常数据段和异常数据段。许多文献都给出了变化检测的方法,例如Shewhart控制图、移动平均控制图、CUSUM控制图、广义似然比检验法、贝叶斯信息准则法[22][23]。这些方法大多要求参数的初始分布已知,或者信号的模型结构已知,例如,x是高斯随机过程,或信号模型是自回归模型。但是在实际情况下,我们一般很难得到实际的参数分布情况和模型结构,而且在历史数据中,会存在多个均值变化而不是简单的一次均值变化。Pettitt [24]提出了单个均值变化点的非参数检测方法,这种非参数方法不存在上述方法具有的问题,表现出良好的效果,但是不能直接用于检测多个变化点。本章将二元分割法(Binary Segmentation,BS)与Pettitt检验法相结合(BS-Pettitt)进行多变化点检测。

常用的PDF拟合方法有参数估计、非参数估计和半参数估计方法。参数估计方法假设数据来自特定的概率密度模型(如正态分布、指数分布、卡方分布等),然后利用极大似然估计进行参数计算,但由于实际工程中概率密度的先验形状往往是未知的,因此建模的精确性有限。非参数估计方法不要求已知概率密度的先验形状,遵循"让数据自己说话",常用的方法为核密度估计(KDE),其需要事先选择合适的核函数和带宽,然后才能进一步估计出概率密度函数。半参数估计方法同样不需要先验知识,但与非参数方法不同的是,模型的复杂度需预先设定,以避免参数数量随着数据集的增大而大幅增加。常用的方法为有限高斯混合模型(FGM),它被广泛用于数据聚类问题中,其本质是一个密度估计算法。从理论上讲,只要组成高斯混合模型的单高斯分布(正态分布)达到合适的数量,FGM便能够对任意不同形状的概率密度分布曲线进行精准拟合[],即任意一种概率密度分布都能够通过有限个单高斯分布的线性加权组合进行逼近。还可以通过最大期望算法(EM)对模型参数进行训练,提升FGM的估计(拟合)精度。

KDE中核函数和带宽选择对估计的结果影响较大,而FGM中子高斯个数的选择及参数优化方法对估计的影响较大,这两种方法需要根据实际拟合数据情况选择使用。例如文献[]中指出,当可用数据超过80以上(拟合的分布分别为高斯分布、伽马分布和四个子高斯加权组成的分布),且在子高斯个数选择合理的情况下,FGM的精度高于核密度方法[]。文献[]在设计朴素贝叶斯数据分类器时,利用不同估计方法拟合数据的PDF,在FGM模型子高斯选择合理的情况下,FGM不论在准确性方面还是计算复杂度方面均更优于KDE。

3.2过程变量均值变化点检测与异常状态分类

二元分割法(Binary Segmentation,BS),也称为二分分段法,多用于图像分割处理与基因检测领域[15-16]。在本文中,该方法主要配合Pettitt法来解决水文变异点识别中的多点识别问题。实质上,二元分割法主要是一种迭代检测的处理方法,通过分段Pettitt检测和校验,完成多个均值变化点检测的任务。给定过程变量历史数据{x(t)}T t=1,在进行变化点检测之前给出以下假设:

假设1:在正常及异常状态下过程变量x的概率密度函数具有不同的均值。

假设2:某个均值处于正常状态还是异常状态已知。

假设1说明了过程变量x的变化是均值变化,因此,可以利用均值变化检测方法来确定{x(t)}T t=1的均值变化点。假设2说明了当前的报警阈值xtp 可以较好的区分过程变量的两种不同的均值变化。例如,当xtp属于上限报警阈值时,从统计角度出发,如果数据段的均值大于xtp,则认为这段数据处于异常状态。

BS-Pettitt具体检测步骤如下:

第一步:对历史数据{x(t)}T t=1即x(1)~x(T)做Pettitt检测,找出单个均值变化点:

(1)计算检验统计量U1,T = V1,T和Ut,T = Ut-1,T + Vt,T,其中t=2,3,,T  
()

()

(2)找出使得|Ut,T |最大的时刻tk,然后利用下式计算相应的P值

()

(3)设定犯第一类错误的概α,例如设定α=0.01,定义原假设为:x(tk)不是均值变化点。如果P <α,拒绝原假设,则x(tk)是{x(t)}T t=1的均值变化点。如果P >α,接受原假设,则x(tk)不是{x(t)}T t=1的均值变化点,即不存在均值变化点。

第二步:根据第一步找出的k,将{x(t)}T t=1分为{x1(t)}k t=1和{x2(t)}T t=k+1两段,然后再回到步骤一找出每个子段各自的均值变化点。然后重复第一步和第二步,直到找到所有的均值变化点,即集合cp。

第三步:将集合cp进行排序,即sort(cp),并构建集合CP=[1, sort(cp), T]。对x(CPm-1+1)~x(CPm+1)进行均值变化点检测,获得新的cp,重复第三步,直到变化点数目不再减少为止。并将此时的集合cp作为多点检测的最终结果。

第四步:找出所有的变化点以后,基于这些变化点可以把数据{x(t)}T t=1分成

若干段。对于每个数据段,计算它的采样均值,并采用T检验法[20]与报警阈值xtp进行比较。对于某一个数据段{x(t)}t1 t=t0计算t分布检验统计量  
()

其中和s是x的采样均值和标准差,即

()

()

如果t大于(小于)临界值(-),则采样均值在统计意义上是大于(小于)报警阈值xtp,那么该数据段可以被视为处于异常(正常)状态的数据段。除此之外我们认为采样均值在统计意义上等于报警阈值xtp,在后续估计概率密度函数的时候不采用该段数据。这里将犯第一类错误的概率定义为β,例如β=0.05。最后,把所有检验出的所有异常(正常)数据段归为一组作为异常(正常)数据。

3.3基于异常状态分类的过程变量FGM概率密度模型构建

3.3.1 FGM模型评判函数的选择

3.3.2过程变量正常和异常状态的FGM模型构建

设定过程变量为x(t),t=1h,2h, Th,T为采样的历史数据总量,h为采样周期,后续为了便于表达,将h省略,则序列简记为{x(t)}T t=1。将x(t)所处的状态标记为y(t),它的参考值集合为V ={Vk | k=1,2},这里V1=NA, V2=A,分别表示正常(NA)异常(A)两种状态,即辨识框架Θ={NA,A}。根据状态y(t),将过程变量x(t)重新排列,分为正常xNA(t)和异常xA(t)两个序列,记xNA(t)样本个数为TNA,xA(t)样本个数为TA,以分别拟合各自的概率密度。

有限高斯混合密度模型(FGM)是统计学习理论中的基本模型,它是多个单高斯密度函数的线性组合,单高斯分布概率密度表达式如下  
(7)

其中为数据期望,为协方差,d为数据维度。从理论上讲,只要FGM中的单高斯分布达到合适的数量,便能够对任意不同分布的概率密度曲线进行拟合[],即任意一种概率密度曲线都能够通过有限个单高斯分布去联合加权近似。设有随机变量x,则FGM概率密度模型可以用下式表示  
(8)

其中∆代表该模型所有参数的集合;(x |c,c)代表混合模型中的第c个子高斯分布,c,c 分别代表第c个子高斯分布的期望和协方差;c是混合系数且满足  
(9)

在采用高斯混合模型对未知样本分布进行估计时,最重要的步骤便是参数估计,而最为常用的方法则是EM算法(Expection-Maximization algorithm),EM算法在FGM参数求解过程中应用步骤可以描述为

1. E步。针对样本集中第t个样本数据x(t),计算出它由第c个单高斯分布生成的概率:

(10)

2. M步。对式(4)进行最大似然估计,计算出对应的期望和方差

(11)

(12)

(13)

其中,Tc=T t=1(t,c), T表示样本数据总量。然后计算式(2)的对数似然函数  
(14)

重复迭代上述E步和M步,直到参数或对数似然函数收敛,停止迭代。

以xNA(t)为例,首先选定初始的子高斯个数C,建立如下的FGM模型

(15)

然后利用EM算法(9)~(11)进行迭代更新,直至参数或对数似然函数收敛停止更新,最终根据下式MDL信息准则函数评判当前模型。

(16)

其中N(C)是含有C个子高斯成分的FGM模型参数总个数,对于单个高斯分布,其参数有期望和协方差矩阵,因此N(C)的表达式为:

(17)

其中d为数据的维度,特别的,在单变量报警器设计中d=1。

在计算完当前所有的子高斯参数后,利用模型相关度[]作为子模型的合并准则

(18)

其中ui =((1,i),(TNA,i))T。在C个子高斯中选择两个相关度最大的进行合并操作,合并后子模型为inew,子模型总个数为C-1。inew的参数更新公式如下所示  
(19)

(20)

(21)

以上更新公式将inew的均值设置为i和j子模型均值的中心点,并计算出对应的协方差,然后以更新后的参数(C-1个子高斯模型)为初始值,继续执行EM算法,以加快整个算法的收敛速度。依次迭代,直到子高斯模型个数为0为止,选取JMDL(1)~ JMDL(C)中最小值对应的参数作为最优模型,此时的fNA(x)便是历史数据中正常部分的FGM概率密度模型。同理,fA(x)也可被求出。

3.4仿真案例分析

仿真实验数据x(t)如下所示,分别由高斯分布(正常数据)和卡方分布(数据)随机生成;

(38)

可以看出,过程变量x(t)分别在t=1000和t=3000时刻由正常过渡到异常状态,其中假设报警阈值xtp =2.8,正常状态服从正态分布,异常状态服从卡方分布,共4000个历史采样数据。均值变化点分别是1000,2000和3000。

首先,整个数据段x(1)~x(4000)检验统计量Ut,T的计算结果如下图所示。可以得出当t=3001时|Ut,T |取得最大值,相应的P值为P=2.3510-103,选择犯第一类错误的概率α=0.01,由于P <α,可得t=3001是被检测出的一个均值变化点。

图数据x(1)~x(4000)的检验统计量Ut,T

然后,对于数据段x(1)~x(3001)和x(3002)~x(4000),各自的检验统计量Ut,T如下图所示。相应的,对于数据段x(1)~x(3001),可以得出当t=1000时|Ut,T |取得最大值,相应的P值为P =1.8410-57。对于数据段x(3002)~x(4000),可以得出当t=3421时|Ut,T |取得最大值,相应的P值为P =0.1091。前者P <α,后者P >α。因此可得t=1000是数据段x(1)~x(3001)的一个均值变化点,而t=3421不是数据段x(3002)~x(4000)的均值变化点。

类似的,重复上述步骤直至找出所有的均值变化点组成集合cp,根据3.2节第三步,CP=[1,1000,1999,3001,4000],依次间隔一个,再次进行变化点检测,获得新的cp,直到变化点数目不再减少为止。所有被检测出来的变化点及相应的P值见表3.3。

均值变化点检测结果和相应的P值

变化点 P值

10001.8410-57

19992.2310-128

30012.3510-103

接下来,按照3.2节第四步,设定犯第一类错误的概率β=0.05。基于被检测出的均值变化点和报警阈值,可区分出正常数据段和异常数据段,如表所示。

正常数据异常数据

x(1)~x(1000) x(1001)~x(1999)

x(2000)~x(3001) x(3002)~x(4000)

由上可知,将过程变量x(t)分为正常数据xNA(t)和异常数据xA(t)两类训练样本,且它们的实际概率密度如下图所示:

图2过程变量x的真实概率密度

由公式(36)产生的随机一组过程变量如下图所示

图3过程变量x(t)

假设对过程变量的分布是完全未知的,因此这里将正常和异常的初始子高斯个数都设为10即C=10。首先对于正常数据xNA(t),根据3.1节中FGM模型及合并准则的EM算法选择出最佳的模型,可得当子高斯个数C=1时,通过合并准则EM算法求得的最优参数对应的模型损失最小,其中JMDL(1)=3706.88,对应的参数如表2所示(由于单变量报警器设计过程变量是一维数据,此处协方差用2表示),FGM概率密度模型如图4所示。

表2正常数据xNA(t)的FGM模型参数

第c个子高斯第c个子高斯参数 c=1

c 1

c 0.622

2 c 2.367

图4正常数据xNA对应的FGM概率密度模型

同理,对于异常数据xA(t),当子高斯个数C=5时,通过合并准则EM算法求得的最优参数对应的模型损失最小,其中JMDL(5)=4604.82,对应的参数如表3所示, FGM模型概率密度如图5所示。基于FGM的正常和异常概率密度模型及其与真实概率密度模型对比如图6所示。

表3正常数据xA(t)的FGM模型参数

第c个子高斯第c个子高斯参数 c=1 c=2 c=3 c=4 c=5

c 0.3100.2810.2230.1440.042

c 3.7146.3962.2911.07311.05

2 c 1.4594.3950.5300.21911.05

图5正常数据xA对应的FGM概率密度模型

图6过程变量x的FGM概率密度模型

3.5本章小结

4.1引言

在一定程度上,虽然概率模型能够刻画过程变量的变化规律,但是面对实际工程应用中过程变量变化趋势的不确定性,此类方法也存在一些瓶颈需要突破:1)在过程变量建模方面:概率模型仅仅能用于描述过程变量整体上和宏观上的变化规律,并且必须在独立同分布的假设下,求取各种报警器设计方法的性能指标值。因此,在时间维度上,过程变量连续采样值之间的微观变化规律难以被捕捉到,这会导致基于概率模型获得的最优参数(理论最优值)作用于实际采样数据时,不一定会得到理想的误报率、漏报率和平均时间延迟;2)在报警决策方面:以上的死区、时间延迟、滤波等方法本质上都需要和相应的报警阈值进行直接比较,实施"超限报警"的策略获得报警结果,也就是100%的判定异常(Alarm,A),或100%的判定正常(Non-alarm,NA)。这种简单的"0 or 1"决策似乎太过于"绝对",未能充分体现过程变量的不确定性导致的报警决策的不确定性。

本节引入Dempster-Shafer(DS)证据理论力图解决以上两个问题。在DS理论中,可以定义关于命题NA和A的信度赋值(该值是0~1中间的一个数),且NA和A的的信度赋值之和为"1",例如NA的赋值为0.8,A的赋值0.2,这样更能体现决策中存在的不确定性[]。此时,这两个信度赋值就构成了关于NA和A的信度赋值函数,也就是"报警证据"。此外,该理论中提供的证据组合或证据更新规则,可以将连续时刻获取的报警证据进行融合,从而使信度逐步聚焦于A或NA,进一步降低决策中的不确定性。

近年来提出的证据推理规则(Evidence Reasoning, ER),它是一种更为复杂的非线性证据融合方法,其引入了证据可靠性因子和重要性权重的概念,前者反映了生成证据的信息源对某一特定问题给出正确决策结果的能力,后者反映了单个证据在融合过程中的相对重要性。ER规则中引入可靠性和重要性参数,从而更加细致地考虑了证据所具有的不同特性,使得它在面对不同的融合决策问题时,比传统的DS证据组合规则和线性化证据更新规则具有更为优良的适应性。但是,ER规则强调的是同一时刻获取证据的静态融合,将其应用到时序报警证据的融合中时,需要考虑对其进行扩展,使其适用于时序型报警证据的融合。

本节综合考虑过程变量变化的宏观概率特性和微观动态特性,设计了基于概率型证据动态融合的工业报警器设计方法。首先,利用历史采样样本,拟合出过程变量在NA和A状态下的FGM概率密度函数(PDFs)。当获取在线样本后,将该样本对应的概率密度值进行归一化处理,获取其对应的报警证据;然后,给出适用于动态融合的ER规则,实现历史报警证据与当前报警证据的融合,并根据融合结果进行报警决策。在动态融合过程中,提出了基于信息熵的证据可靠性因子求取方法和证据重要性权重的优化方法。所提方法不要求独立同分布的前置条件,并且能够从宏观的PDF和微观的证据融合这两个层面细致刻画过程变量的变化规律,因此具有更好的适用性和更优的报警性能。最后,通过对数值仿真测试和电机转子故障检测案例的测试,将所提方法与基于概率模型的滑动滤波、时间延迟法进行对比,说明本文所提出的报警器设计方法具有更优的综合性能。

4.2基于概率型证据迭代更新的报警器设计

根据3.1节可分别求出正常数据和异常数据对应的FGM概率密度模型fNA(x)和fA(x)。首先通过归一化fNA(x)和fA(x)获得t时刻过程变量的报警证据et,定义如下  
(22)

(23)

(24)

其中pk,t表示在t时刻,k=1或2(正常或异常)的概率。然后将式(12)中给出的ER规则用于递归地融合当前t时刻的报警证据et和t-1时刻的历史决策报警证据,获得包含所有时刻过程变量信息的决策报警证据,记为Et={(Vk,pk,1:t),k=1,2}=[p1,1:t, p2,1:t],其中pk,1:t表示在t时刻融合所有时刻报警信息后,获得的对于状态Vk的信度支持,具体计算步骤如下:

步骤1:当t=1时,由式(23)-(24)可得初始时刻的报警证据为e1=[ p1,1, p2,1],并有e1=E1=[ p1,1:1, p2,1:1];

步骤2:当t=2时,设定历史决策报警证据E1和当前报警证据e2的可靠性因子分别为rE1和re2,重要性权重融合过程保持不变,分别用wh,wc表示,这里下标"h"表示历史(historical),下标"c"表示当前(current),并设定初始的证据权重wh =0.9,wc =0.6,在后续的3.5节会进一步介绍这两个参数的优化方法。利用ER规则公式(4)融合e2和E1,得到t=2时刻的决策报警证据E2=[p1,1:2,p2,1:2],其中  
(25)

步骤3:当t≥3时,同样可获取报警证据e3=[ p1,3, p2,3],重复步骤2利用式(26)融合当前时刻的报警证据et和上一时刻获得的决策报警证据Et-1,得到t时刻决策报警证据Et =[ p1,1:t, p2,1: t];

步骤4:根据决策报警证据Et =[ p1,1:t, p2,1:t],对于过程变量x(t)所处的状态进行决策。具体的,用Et(NA)表示p1,1:t,用Et(A)表示p2,1:t,若Et(A)≥0.5,则y(t)=A,报警器发出警报,否则不发出警报。

4.3报警证据可靠性因子与重要性权重的获取

4.3.1报警证据的不确定度求取

从信息含有价值的角度来看,证据焦元的信度值越集中,即焦元间的差异越大,证据所含有的信息量越大,内部的冲突越小;反之,证据焦元越平均,即焦元间的差异越小,证据所含有的信息量越小,内部的冲突越大。由此可知,当证据各焦元的信度值相同时,等同于完全不确定的证据,在没有其他证据作为参考的情况下,该证据完全不能为决策提供有效信息。

证据中的各个焦元都为0到1的离散值,用于描述数据离散主要有标准差和信息熵。本文选用信息熵来量化证据焦元的差异程度,并且为了使度量更具有直观性和可比性,采用最大信息熵(当有n个焦元时,每个焦元都为均值1/n时,此时的信息熵最大)进行归一化处理,给出基于信息熵的证据不确定度测度。

设定辨识框架Θ={D1,D2,,DN},则对一条证据ej,它的归一化后不确定度(VH)定义如下[]

(29)

其中BetP是ej的pignistic概率分布[],

(30)

|θ|表示集合θ中的势。上式表示对于所有的D⊆Θ,在没有任何附加信息的情况下,将θ的概率赋值均等地分配给内部的元素。

在决策报警证据Et中仅单元素有信度赋值,用Et(NA)表示p1,1:t,用Et(A)表示p2,1:t,则,,该证据的不确定度如下式所示  
(31)

同理报警证据et的不确定度为:

(32)

4.3.2报警证据的可靠性求取

在ER证据理论中,证据的重要性反映了决策者对证据的偏好程度,具有主观性,取决于谁在使用证据时做出判断;另一方面,证据可靠性用于客观地衡量证据的可靠程度,这是产生证据信息源的固有属性,与谁可以使用证据无关,代表其为给定问题提供正确评估或解决方案的能力。在历史采样数据中,可以根据(23)~(25)产生每一时刻的报警证据et。由于误报和漏报产生的原因是由于概率密度的重合部分所产生的,并且概率密度值越接近代表该证据越不可靠,则根据可靠性因子定义可得出et的可靠性因子为:

(33)

假设两条证据Et-1和et利用ER rule进行融合,则融合后根据式()可得证据Et的可靠性因子为[]

(34)

并且为了保证报警器的灵敏性,设置可靠性的上限阈值rtp,当融合后的可靠性大于rtp时,可靠性因子等于该上限阈值。

4.3.3基于遗传算法的多目标优化模型

显然,对于R-ER报警器,随着证据重要性权重和可靠性因子上限阈值的变化,TN、FA、MA、MN等变量也会发生变化,随之FAR、MAR和AAD也会发生改变。在上节描述的R-ER报警器设计过程中,需要根据对历史样本序列(x(1), x(2),x(3),)变化趋势特征的分析,由领域专家确定wh、wc和rtp的初始值,但是此时报警器给出的FAR和MAR往往达不到报警的精度要求。通常情况下,在满足AAD要求的情况下,尽可能使FAR、MAR达到最小,在本文中暂不设定AAD要求。其次,R-ER作为软决策,除了根据决策报警证据Et做出报警决策,还需要尽可能接近真实类别的报警证据(正常的信度为1,或异常的信度为1),

使其能够提供更加有效的决策信息,因此还需要训练数据的决策证据不确定度尽可能小,在本文中,将其作为约束条件以保证决策信息的有效性。因此,这里构建参数优化的目标函数如下:

(35)

其中FAR0= MAR0=0表示报警器的性能最优状态,求取参数G={wh, wc, rtp}下报警器的(FAR,MAR)与(FAR0,MAR0)的欧式距离作为目标函数,构建优化模型:

(36)

(37)

G为待优化的参数集合,式(35)表示参数需满足的约束条件,是所有训练数据证据不确定度的平均值。在优化过程中最小化(G)使模型性能得到提升,通过遗传算法搜索并获取最优的参数值。

4.4过程变量仿真案例实验验证与对比分析

4.4.1实验过程分析与报警结果

在求出对应的FGM概率密度模型之后,通过式(23)、(24)将每一时刻的过程变量转化为报警证据。例如在图2对应的数据中,当t=26对应的过程变量x=0.479,则通过式(23)、(24)可求得该时刻的报警证据e26=[0.8,0.2],表示在t=26时,该证据支持设备正常的信度为0.8,设备异常的信度为0.2。在进行递推型证据迭代更新前,需求出报警证据的可靠性。根据3.4.2节可求出et的可靠性,然后通过3.3节将证据进行迭代更新,产生决策报警证据,从而做出报警决策。未经优化前的报警器性能指标为FAR=0.8%,FAR=0.6%,AAD=3;在经过3.5.2多目标遗传算法模型优化后,wh=0.975,wc=0.729,rtp=0.958,此时报警器性能指标为FAR=0.35%,FAR=0.45%,AAD=4,决策报警证据Et平均不确定度=0.222。可以看出,经过优化后,R-ER报警器的误报率和漏报率得以提升,但平均报警延迟小幅度提升了1。此外,值得注意的是,大多数报警系统的设计方法必须在精确度(FAR、MAR)和灵敏度(AAD)之间进行权衡,即精确度的提高往往伴随着灵敏度的降低,反之亦然。一般来说,在确保容许灵敏度的同时,理想的报警器设计应倾向于尽可能高的精确度。经过递推证据迭代更新(融合后)的决策报警证据Et与未经递推证据迭代更新(融合前)的报警证据et在每一时刻的正常和异常信度值对比如图7和图8所示,从图中可以看出,融合后的决策报警证据不确定度有了明显的降低。

图7 t时刻et(NA)、Et(NA)的信度赋值

图8 t时刻et(A)、Et(A)的信度赋值

报警器效果测试

这里以训练集中的过渡过程x(993)~x(1007)这15个样本为例,来详细列举优化后R-ER模型基于FGM概率密度模型所产生的报警证据以及进行递推证据迭代更新后的决策结果,如表4和表5所示。可见,由于在过程变量状态从正常到异常发生切换时,出现了不确定性变化,此时x(t)对应报警证据et所指向的报警结果会出现错误,也就是t=994、1002、1005时,用et做决策会给出错误结论。进一步根据3.3节中给出的递推步骤,融合Et-1和et得到t时刻的决策报警证据Et,用其做出的决策结果如表5所示。从中可以看出,由于考虑了历史和当前报警信息的综合贡献,t=994、1005时,利用Et给出了正确的决策结果。当然,在t=1001、1002、1003时,x的状态第一次变化为异常,由于此前x的状态是异常,并且为了保证整体的准确性,因此历史和当前信息融合也会引起决策结果还延续NA状态,这里报警延迟为3,但是随着迭代融合的进行,后续决策都给出了正确的结论。

表4 x(t)的报警证据及决策结果

真实状态时刻t x(t)报警证据et 报警结果

NA t =993-0.866 e993=[0.998,0.002] NA

NA t =9942.277 e994=[0.440,0.560] A

NA t =995-0.004 e995=[0.956,0.044] NA

NA t =9961.443 e996=[0.566,0.434] NA

NA t =997-0.331 e997=[0.990,0.010] NA

NA t =998-0.408 e998=[0.993,0.007] NA

NA t =999-1.898 e999=[1,0] NA

NA t =10000.486 e1000=[0.798,0.202] NA

A t =10013.620 e1001=[0.208,0.792] A

A t =10021.269 e1002=[0.577,0.423] NA

A t =10036.470 e1003=[0.003,0.997] A

A t =100410.293 e1004=[0,1] A

A t =10051.443 e1005=[0.566,0.434] NA

A t =10063.323 e1006=[0.257,0.743] A

A t =10073.649 e1007=[0.203,0.797] A

表5全局报警证据Et及决策结果

真实状态时刻t x(t)全局报警证据Et 报警结果

NA t =993-0.866 E993=[0.992,0.008] NA

NA t =9942.277 E994=[0.964,0.036] NA

NA t =995-0.004 E995=[0.986,0.014] NA

NA t =9961.443 E996=[0.969,0.031] NA

NA t =997-0.331 E997=[0.990,0.100] NA

NA t =998-0.408 E998=[0.997,0.003] NA

NA t =999-1.898 E999=[0.999,0.001] NA

NA t =10000.486 E1000=[0.992,0.008] NA

A t =10013.620 E1001=[0.934,0.066] NA

A t =10021.269 E1002=[0.927,0.073] NA

A t =10036.470 E1003=[0.736,0.264] NA

A t =100410.293 E1004=[0.436,0.564] A

A t =10051.443 E1005=[0.475,0.525] A

A t =10063.323 E1006=[0.345,0.655] A

A t =10073.649 E1007=[0.216,0.784] A

4.4.2与传统报警器方法的性能对比实验

为了体现R-ER报警器的优越性,本文将所提方法与基于概率的各阶滑动平均滤波(PMAF)和时间延迟方法(PDT)进行对比。首先基于FGM的概率密度模型根据文献[]理论公式计算最优阈值,计算获得的最优阈值如下表所示;

表6 PMAF和PDT的最优阈值

阶数方法滤波阶数/延迟步数

345678910

PMAF 1.99221.991.972.051.961.98

PDT 1.841.831.831.831.831.831.831.83

为了对比验证本文报警器设计方法的性能,使用式(36)随机生成100组如图(3)所示的过程变量作为测试样本计算真实的报警性能指标,每组测试样本包含4000个测试数据,计算出每一组的FAR、MAR和AAD,并求取出这100组的FAR、MAR平均值以及这100组数据的AAD,用MFAR、MMAR、AAD表示。最终求得MFAR=0.26%,MMAR=0.46%,AAD=4.05。与PMAF、PDT对比如表7、表8所示。

表7 R-ER与各阶PMAF报警性能对比

方法指标 R-ER PMAF(n阶)

345678910

MFAR(%)0.265.533.241.981.341.010.590.640.52

MMAR(%)0.468.465.273.372.181.421.350.780.69

AAD 4.050.96501.32501.70502.10002.43002.99503.22503.625

表8 R-ER与各阶PDT报警性能对比

方法指标 R-ER PDT(n阶)

345678910

MFAR(%)0.263.421.410.830.971.321.612.132.67

MMAR(%)0.465.171.981.561.812.273.184.195.58

AAD 4.053.51506.32509.775016.08521.85031.44541.87055.835

由表7可以看出,与PMAF相比,当滤波阶数为n=10时,报警器的精度指标(MFAR和MMAR)最佳,其中MFAR=0.52%,MMAR=0.59%,仍然低于R-ER的精度,但报警器的灵敏度指标AAD=3.625低于R-ER的灵敏度指标AAD=4.05。为了进一步对比,计算出了当滤波阶数为11时,求得的最优阈值为2.09,并经过100次随机试验求得MFAR=0.42,MMAR=0.84,AAD=4.425。由此可见,当滤波阶数为11时,报警器的各项性能指标均低于R-ER。由表8可以看出,与PDT相比,除了延迟阶数为3时,报警器的灵敏度指标AAD略优于本文所提方法,其余阶数下,MFAR、MMAR、AAD远劣于本文所提方法。并且它的报警延迟随着延迟步数的增加变得十分严重,严重影响报警性能。综上所述,基于概率型R-ER的综合报警性能优于PMAF和PDT。(补充说明:例如在PDT中当n=4时,求得的性能指标概率表达式为FAR=0.0129,MAR=0.0134与MFAR=0.0141, MMAR=0.0198基本一致,当测试数据量逐步增加时,MFAR、MMAR是趋近于FAR、MAR的概率表达式,同样PMAF也是如此,并且在文献[][]中已得到证明。)

4.5电机转子故障报警实验验证与分析

4.5.1实验过程分析与结果

本实验利用如图9所示的ZHS-2型多功能电机柔性转子实验平台进行报警实验。通过在底座加装振动加速度传感器,经由HG-8902数据采集箱记录转子的振动加速度信号。然后使用快速傅里叶变换方法,将采集得到的时域信号转换为频域信号作为过程变量。在电机转子的实验中,通常由于设备的长时间运转导致基座的松动,从而影响转子的正常转速。在报警实验中考虑过程变量的两种状态:正常状态和由基座松动导致的异常状态。其中,在转子实验平台上通过松动基座螺栓来模拟异常状态。报警实验中的电机转子的转速设定为1500转/分钟,传感器采样频率为1280Hz,1倍基频为25Hz。

图9 ZHS-2型多功能电机柔性转子实验平台

由基座松动产生的异常振动会特异性的导致频率成分幅值的变化,由此,选取1倍基频信号的幅值作为所设计的报警器的过程变量。按照上述设置的实验条件,模拟转子的正常状态和异常状态进行报警实验。连续采集过程变量数据,采样间隔24秒,得到转子在正常和异常状态下的共1000个数据,记为{x(t)}1000 t=1,如图10所示。

图10过程变量x(t)

第一步利用3.2节提出BS-Pettitt方法检测出过程变量的变化点及相应的P值如表5.1所示,这里犯第一类错误的概率设定为α=0.01。利用3.2节第四步中假设检验的方法,整段数据被分成正常数据段和异常数据段,如表5.2所示,这里犯第一类错误的概率设定为β=0.05,报警阈值xtp=0.0152。

变化点 P值

1001.6910-5

1261.2310-4

1672.1710-3

1952.1810-43

4015.0810-37

6007.4710-30

8041.0010-12

正常数据异常数据

x(1)~x(195) x(196)~x(401)

x(402)~x(600) x(601)~x(804)

x(805)~x(1000)

类比实验一,将过程变量x(t)分为正常数据xNA(t)和异常数据xA(t)两类训练样本,对于正常数据xNA(t),当子高斯个数C=2时,通过合并准则EM算法求得的最优参数对应的模型损失最小,其中JMDL(2)=-2603.81,对应的参数如表9所示,FGM概率密度模型如图11所示;

表9正常数据xNA(t)的FGM模型参数

第c个子高斯第c个子高斯参数 c=1 c=2

c 0.7400.260

c 0.009460.01462

2 c 5.353e-63.345e-6

图11正常数据xNA对应的FGM概率密度模型

对于异常数据xNA(t),当子高斯个数C=2时,通过合并准则EM算法求得的最优参数对应的模型损失最小,其中JMDL(2)=-1741.64,对应的参数如表10所示,FGM概率密度模型如图12所示。求出了正常数据和异常数据各自的FGM概率密度模型,则过程变量x的FGM概率密度模型如图12所示。

表10正常数据xNA(t)的FGM模型参数

第c个子高斯第c个子高斯参数 c=1 c=2

c 0.3600.640

c 0.015840.01980

2 c 1.053e-54.021e-6

图12正常数据xA对应的FGM概率密度模型

图13过程变量x的FGM概率密度模型

同4.1节仿真实验,在求出对应的概率密度之后,通式(23)、(24)将每一时刻的过程变量转化为报警证据,然后通过3.3节递推型证据迭代更新,产生决策报警证据,从而做出报警决策。在经过3.5.2多目标遗传算法模型优化后,wh=0.949,wc=0.718,rtp=0.996,此时报警器性能指标为FAR=1.67%,FAR=3.25%,AAD=2.5,决策报警证据Et平均不确定度=0.063。经过递推证据迭代更新(融合后)的决策报警证据Et与未经递推证据迭代更新(融合前)的报警证据et在每一时刻的正常和异常信度值对比如图14和图15所示。

图14每一时刻et(NA)、Et(NA)的信度赋值

图15每一时刻et(A)、Et(A)的信度赋值

4.5.2与传统报警器方法的性能对比实验

同样地,在本实验中将所提方法与PMAF和PDT进行对比。首先基于FGM概率密度模型根据文献[]理论公式计算最优阈值,计算获得的最优阈值如下表所示;

表11 PMAF和PDT的最优阈值

阶数方法滤波阶数/延迟步数

345678910

PMAF 0.01450.01420.01440.01440.01450.01440.01430.0142

PDT 0.01480.01480.01480.01470.01470.01470.01470.0147

在转子实验平台上重复报警实验100次,分别计算FAR,MAR和AAD的平均值MFAR、MMAR以及AAD。对比结果如表12、13所示。

表12 R-ER与各阶PMAF报警性能对比

方法指标 R-ER PMAF(n阶)

345678910

MFAR(%)2.037.727.936.235.625.075.425.795.99

MMAR(%)3.687.855.926.215.886.145.434.984.44

AAD 2.480.90500.79501.18001.43501.64001.88002.12502.3500

表13 R-ER与各阶PDT报警性能对比

方法指标 R-ER PDT(n阶)

345678910

MFAR(%)2.034.373.653.323.463.607.675.766.71

MMAR(%)3.685.984.554.554.164.805.626.166.60

AAD 2.482.03503.70005.42506.54508.460010.44011.96513.030

从上表可以看出,对于PMAF,当n=10时报警器的精度指标最佳,MFAR=5.99%,MMAR=4.44%,R-ER的MFAR和MMAR均优于该方法,但灵敏度指标AAD近似等于该方法。对于PDT,除了当n=3时AAD略优于R-ER,其余阶数无论是报警器精度还是灵敏度都远不如R-ER。由此可以看出,在电机转子试验平台中,本文所提方法的综合性能仍然整体优于PMAF和PDT。

4.6本章小结

本文提出了一种基于概率的递推型证据迭代更新报警系统优化设计方法,首先构建FGM概率密度模型,并用仿真实验验证了模型的准确性;将该样本对应的FGM概率密度概率密度值进行归一化处理计算出每一时刻对应的报警证据,利用ER规则递推地将历史时刻的决策报警证据与当前时刻的报警证据进行非线性融合得到当前时刻的决策报警证据,从而判断当前时刻是否进行报警。最终通过构建遗传算法优化模型来优化证据的历史和当前的重要性权重和可靠性阈值,从而计算出报警器的最佳性能指标。该方法通过数值仿真实例和电机转子实验进行了验证,并且与基于概率的滑动滤波法、时间延迟法进行了比较。由于该方法提供了在线证据更新和优化机制,以动态捕获过程变量样本数据的趋势,而传统基于概率的方法通常只使用离线优化来选择最优阈值,对不确定性和在线变化不敏感,因此与传统方法相比,该方法具有更好的综合性能。

5.1引言

一种预测一种预警保护

高炉炼铁过程作为钢铁工业的上游工序,是世界上耗能最大的工业生产过程之一。随着技术的进步和装备的更新,我国的炼铁工艺近年来取得了长足发展,但在能耗、废弃物回收利用及污染物排放等方面与发达国家还有不少差距。在高炉炼铁过程中,铁水含硅量是反映生产过程状况的最重要指标之一。铁水含硅量的控制精确与否,决定了反应过程中的能耗及铁水质量,含硅量过高导致能耗增加、成本增大,而含硅量过低又容易影响铁水质量,严重时可能导致"炉凉"事故。从铁水含硅量的数值来看,生产中的异常状况主要体现在炉温过高(铁水含硅量超高的异常状态)或炉温过低(铁水含硅量超低的异常状态),因此需要设计报警器对铁水含硅量的数值进行监测,当出现超高或超低报警时,可以通过改变焦比值、热风风量及风口前理论燃烧温度等手段,将该量控制在合理范围,以实现降低能耗、提升铁水质量的目的。

高炉炼铁过程本身是一个复杂且高度耦合的非线性动态变化过程,加之影响物料反应过程的因素众多,如操作人员的业务水平、原燃料质量等,这使得热反应过程本身具有较大的波动性。因此,炼铁过程通常会在正常工况和异常工况之间发生较为频繁的切换,导致生产效率降低。此外,从生产过程的安全性方面考虑,高炉炉温通常需要保持在"中高温"区间,实际过程中较少出现铁水含硅量较低的异常情况,但是一旦出现需要及时精准报警并采取升温措施,避免"炉凉"事故发生。因此存在正常状态样本与超低/超高样本之间的不平衡现象,这对于报警器的设计带来了不小的难题。对于此种铁水含硅量的单变量报警问题,目前常用的有直接门限法、滑动滤波法、时间延迟法等[1]。直接门限法设置了超高和超低阈值,适用于正常和异常值差距较大且各自波动较小的情况,对于测量噪声的抑制能力较差,容易引起误报和漏报的发生;滤波方法主要包含滑动平均滤波、滑动方差滤波器等,它们可以有效滤除测量中的随机噪声,但是滤波过程中需要对连续多个时刻的采样值进行综合处理,若其中含有少量超低异常样本,则可能会被作为噪声滤除,从而不能有效发出超低报警,导致漏报现象发生;时间延迟方法规定连续多个样本超过报警阈值时才发出警报,该方法虽然能够显著减少误报,但在设备正常、异常状态切换较快时,会导致报警器不能够及时跟踪设备真实状态的变化,误报和漏报现象难以避免,同时会出现较为明显的报警延迟问题。

其次数据少,概率方法不再好

首先利用似然概率归一化方法构建过程变量的参考证据矩阵(REM),以客观描述样本不均衡分布的情况。当获取过程变量的在线样本后,用其激活REM中的参考证据并生成相应的报警证据。基于ER规则设计历史报警证据与当前报警证据之间的迭代更新融合方法,根据全局性的融合结果做出报警决策。通过REM生成的报警证据能够客观反映"小样本事件"在报警决策中的作用,加之迭代融合过程中考虑了当前和历史报警信息的可靠性和重要性因素,在一定程度上克服了样本不均衡以及状态频繁切换所引起的误报和漏报问题。最后,通过对实际采样数据的测试,将所提方法与传统的滑动滤波、时间延迟法、线性报警证据更新融合方法进行对比,结果说明本文的方法具有更优的综合性能。

5.2典型工业案例-高炉炼铁过程中铁水含硅量变化规律分析

本文以典型的工业高炉炼铁过程为例,设定过程变量x为铁水硅含量,采集连续生产过程中的6124个监测样本(x(t),t=1,2,36124,采样周期为1小时)进行分析,如图1所示,其中有4753个"正常(Normal state, NOR)"样本(绿色),28个"低异常(Low-abnormal state, LAS)"样本(红色),1343个"高异常(High-abnormal state, HAS)"样本(蓝色)。可见,LAS样本的数量远远小于NOR和HAS样本的数量,具体的LAS/NOR=0.59%,LAS/HAS=2.1%,HAS/NOR=28%,并且NOR、LAS和HAS三种状态共切换了59次。根据采样周期计算可知,高炉系统每运行大约4.3天就会出现一次含硅量正常和异常状态之间的切换。为了便于观察过程变量x的变化规律;这里提取出x(1)~ x(504)和x(743)~ x(1504)两段监测样本序列,分别如图2和图3所示,进行更为细致的观察。图2中,在短短的500个小时(约21天)就出现了6次"LAS→NOR→LAS"状态切换,平均3.3天一次,十分的频繁,这势必会增加能耗,抬高生产成本。图3中显示了大约一个月中x的变化情况,虽然这一个月中,正常到异常状态跳变的次数不多,但是出现了唯一一次从高异常(HAS)到低异常(LAS)的突变情况,这势必会严重影响所生产铁水质量的稳定性,并对高炉设备造成较大的冲击和损伤。由于LAS状态的样本数量相比HAS和NOR的样本非常稀少,这就意味着能够用于建模LAS状态的信息量很少,当在线出现LAS样本时,很可能会被误判为NOR状态,从而不能及时的采取升温措施使炉温恢复正常。总之,不同模态下监测样本的不均衡问题以及不同模态的频繁跳变问题,对报警器算法的设计和优化带来了挑战。

本文引入证据推理理论来解决以上两个问题,在监测样本x(t)到报警证据的信息变换过程中,引入似然函数归一化方法,强调了小样本事件的重要性;在报警决策中,提出动态ER融合策略,将当前和历史报警信息进行迭代式的融合,使得融合后得到的全局证据能够更加客观地反映实际铁水含硅量的真实变化状态。此外,所提出的基于训练样本的优化过程可以进一步提升报警器的性能。

图1过程变量x的所有6124个监测样本的分布以及状态切换情况

图2监测样本序列(x(1)~ x(504))的分布以及状态切换情况

图3监测样本序列(x(743)~ x(1504))的分布以及状态切换情况  
5.3数据驱动下的报警证据构建及报警器设计

具体分为三步进行实施:(1)基于历史数据的证据参考矩阵构建。对于存在不均衡问题的历史训练样本,构建样本映射矩阵并计算某状态(NOR/LAS/HAS)出现的情况下,x(t)取某个参考值的似然概率,从而客观描述样本的不均衡分布情况。然后,通过似然函数的归一化操作,获取x(t)取某个参考值时,支持NOR、LAS、HAS发生的信度赋值(报警证据)。归一化过程能够显著提升小样本在所有样本中的"相对比重",客观描述小概率异常状态(LAS和HAS);(2)R-ER:将在线获取的x(t)通过REM转换为报警证据,基于式(4)的ER规则设计考虑报警证据可靠性和权重的递归融合算法,将当前和历史报警证据进行动态融合,根据融合后获得的全局报警证据进行报警决策,从而适应过程变量状态的动态切换;(3)ER融合模型的参数优化:利用报警器误报率(FAR)和漏报率(MAR)构建优化目标函数,对证据的权重,REM中过程变量的参考值进行优化,从而进一步增加ER融合模型报警决策的准确性。

5.3.1基于历史数据构建证据参考矩阵(REM)构建

根据历史数据统计结果确定过程变量x的最大值和最小值,分别记为xmax和xmin,定义x的参考值集合为,且有xmin = U1<U2<< UN = xmax ,N为参考值总数;将x所处的状态记为变量y,它的参考值集合为,这里V1=0, V2=1,V3=2,分别表示三种离散的状态 NOR、LAS、HAS。这样就可以把历史样本数据及其状态组成的集合定义为S={[x(t),y(t)]|t=1,2,,T},T为历史样本的总数。随之,计算x(t)与其参考值Un的匹配度n(t)。由于x(t)总是落于Un和Un+1之间,则有  
(5)

因为,y(t)只能取离散值Vk,那么它与Vk的匹配度为

k(t)=1当y(t)=Vk,否则k(t)=0(6)

那么,历史样本[x(t),y(t)]可以被转化为关于参考值的匹配度分布(n(t)k(t),n+1(t)k(t),n(t)k+1(t),n+1(t)k+1(t)),这里n(t)k(t)表示x(t)与Un、y(t)与Vk的联合匹配度。然后可以通过综合所有样本的联合匹配度,构造过程变量x与其状态y之间的映射矩阵,如下表1所示,矩阵中的元素是S中所有样本对于Un和Vk的联合匹配度之和。为S中所有的x(t)样本与参考值Un的匹配度之和,为所有样本y(t)与参考值Vk的匹配度之和,显然有。

表1关于样本[x(t), y(t)]的映射矩阵

xy U1... Un ... UN 总计

V1(NOR)1,1...1,n ...1,N ζ1

V2(LAS)2,1...2,n ...2,N ζ2

V3(HAS)3,1...3,n ...3,N ζ3

总计1...n ...N T

则可以构造关于x、y参考值的似然函数为

(7)

其表示当Vk发生的情况下,Un出现的似然概率。然后,将关于Un的所有似然函数(也就是矩阵中的某一列)进行归一化的处理,可获得当x(t)=Un时,y(t)是Vk的信度为  
(8)

显然有,根据式(1)中证据的定义,则可获得参考值Un对应的报警证据为

(9)

可以简记为,上标"R"表示"Reference(参考)",表示当x(t)=Un时,它的状态分别取V1、V2、V3的概率或信度。基于此,可构造出如表2所示的参考证据矩阵(REM)来描述当x(t)取某个参考值时,y(t)指向各个报警状态的信度分布。

表2关于x(t)的参考证据矩阵

xy ......

U1... Un ... UN

V1(NOR) p1,1... p1,n ... p1,N

V2(LAS) p2,1... p2,n ... p2,N

V3(HAS) p3,1... p3,n ... p3,N

这里我们将图1中x(743)~ x(1504)这段762个样本作为历史样本,构造相应的REM,从而详细解释参考证据矩阵的生成过程,以及似然函数归一化过程如何客观描述不同状态样本数量不均衡的情况。此时的历史样本集合为S={[x(t),y(t)]|t=743,744,,1504},设定x的初始参考值U={0,0.2,0.4,0.6,0.8,1.0,1.2,1.5},y的参考值V={0,1,2},利用式(5)-(6)计算每个样本关于参考值的联合匹配度之后,可以构造出关于S的映射矩阵,如表3所示。表中的最后一列显示出共计762个样本中,只有14个的状态是LAS,148个是HAS,而NOR的样本数量高达600个,LAS样本只占总样本量的1.8%。例如,观察映射矩阵中的第3列,当x(t)=U3=0.4时,由于NOR的发生概率相较LAS高很多(149.10:6.15=24.2:1),即使该样本对应的y(t)为LAS,也会根据这个绝对比例"24.2:1",使人误判x(t)的状态为NOR。可见,在样本不均衡情况下,若按照绝对比例来判断过程变量的状态,小样本(LAS)必然会被大样本(NOR)淹没。显然,在以上判断过程中,并没有考虑149.1与600的比例,以及6.15与14的比例,该种比例可以用式(8)的似然函数计算,构成的似然函数矩阵如表4所示。

表3关于历史样本[x(743), y(743)]~[x(1504), y(1504)]的映射矩阵

xy U1(0) U2(0.2) U3(0.4) U4(0.6) U5(0.8) U6(1.0) U7(1.2) U8(1.5)总计

V1(NOR)1.005.50149.10270.75130.4040.552.700600

V2(LAS)0.257.156.150.45000014

V3(HAS)003.3025.8564.0043.4511.270.13148

总计1.2512.65158.55297.05194.4084.0013.970.13762

表4关于历史样本[x(743), y(743)]~[x(1504), y(1504)]的似然函数矩阵

xy U1(0) U2(0.2) U3(0.4) U4(0.6) U5(0.8) U6(1.0) U7(1.2) U8(1.5)总计

V1(NOR)0.00170.00920.24850.45120.21730.06760.00450.00091

V2(LAS)0.01790.51070.43930.032100001

V3(HAS)000.02230.17470.43240.29360.07610.00091

从表4中可以看出,虽然149.1绝对地大于6.15,但是149.1/600=0.2485<6.15/14=0.4393,可见对于似然函数中不同的结论(状态),小样本(LAS)的相对比重是大于大样本(NOR)的。因此,进一步利用式(9)对表4中的每一列似然函数取值进行归一化处理,获得关于x(t)的参考证据矩阵,如表5所示。可以发现,当x(t)=U3=0.4时,其状态是V2的信度达到了0.6186远远高于V1的信度0.35,这是由于似然函数归一化操作,计算的是不同状态下,x取值相同样本的相对比例,也就是0.2485(NOR)、0.4393(LAS)和0.0223(HAS)之间的相对比例。因此可以显著"放大"小样本在总体样本中的相对重要性。

表5关于历史样本[x(743), y(743)]~[x(1504), y(1504)]的证据参考矩阵  
xy

00.20.40.60.81.01.21.5

V1(NOR)0.08540.01760.35000.68570.33450.18710.05580

V2(LAS)0.91460.98240.61860.04880000

V3(HAS)000.03140.26540.66550.81290.94421

总计11111111

5.3.2基于REM的报警证据获取与证据迭代更新

首先,对于在线获取的一个样本x(t),通过REM将其转换为报警证据。x(t)必然会落入REM某一个参考值区间[Un-1,Un],进而相应的两条报警证据和被激活,可通过加权和得到x(t)对应的报警证据  
(10)

(11)

这里将式(4)中给出的ER规则用于递归地融合当前t时刻的报警证据et和t时刻之前的历史报警证据,获得包含所有时刻过程变量信息的全局性报警证据,记为Et={(Vk,pk,1:t),k=1,2,3}=[p1,1:t, p2,1:t, p3,1:t],其中pk,1:t表示融合所有时刻报警信息后,获得的对于状态Vk的信度支持,具体计算步骤如下:

步骤1:当t=1时,由式(10)-(11)可得初始时刻的报警证据为e1=[ p1,1, p2,1, p3,1],并有e1=E1=[ p1,1:1, p2,1:1, p3,1:1];

步骤2:当t=2时,设定历史报警证据E1和当前报警证据e2的可靠性分别为rh和rc,这里下标"h"表示历史(historical),下标"c"表示当前(current),并设定初始的证据权重wh=rh,wc=rc,在后续的4.3节会进一步介绍这两个参数的优化方法。利用ER规则公式(4)融合e2和E1,得到t=2时刻全局报警证据E2=[p1,1:2,p2,1:2,p3,1:2],其中  
(12)

步骤3:当t≥3时,同样可获取报警证据e3=[ p1,3, p2,3, p3,3],重复步骤(2)递归地利用式(12)融合当前时刻的报警证据et和上一时刻获得的全局报警证据Et-1,得到t时刻全局报警证据Et =[ p1,1:t, p2,1: t, p3,1: t];

步骤4:根据全局报警证据Et =[ p1,1:t, p2,1: t, p3,1: t],对于过程变量x(t)所处的状态进行决策。具体的,若p1,1:t> p2,1: t且p1,1:t> p3,1: t,则y(t)=NOR;若p2,1: t≥p1,1:t且p2,1:t> p3,1: t,则y(t)=LAS;若p3,1: t≥p1,1:t且p3,1:t> p2,1: t,则y(t)=HAS。

5.3.3基于多性能指标的报警器参数优化

对于过程变量的样本序列(x(1), x(2),x(3),),将其带入4.2节的递推型证据推理报警器(简称为"R-ER报警器"),可得到每一时刻的全局报警证据Et,并根据步骤4的报警准则获得报警结论,表6给出了用于统计误报率和漏报率的混淆矩阵。

表6报警器设计中的混淆矩阵表

真实状态

正常异常

低异常高异常

R-ER报警结论未报警未警报(正确)(TN)漏报(MA)

报警低报警误报(FA)警报(TA1)漏报(MN1)

高报警漏报(MN2)警报(TA2)

表中的TN、FA、MA、MN等变量,分别表示各种状态条件下,报警器正确报警、误报和漏报的个数,并且它们的总和等于样本序列(x(1), x(2))的长度。因此,报警器的误报率(FAR)和漏报率(MAR)的定义如下  
(13)

(14)

显然,对于R-ER报警器,随着证据重要性权重(wh、wc)和过程变量参考值U等参数的变化,TN、FA、MA、MN等变量也会发生变化,随之FAR和MAR也会发生改变。在4.1~4.2节描述的R-ER报警器设计过程中,需要根据对历史样本序列(x(1), x(2),x(3),)变化趋势特征的分析,由领域专家确定wh、wc和U的初始值,但是此时报警器给出的FAR和MAR往往达不到报警的精度要求。因此,这里构建参数优化的目标函数如下:

(15)

其中FAR0= MAR0=0表示报警器的性能最优状态,求取参数G={Un,wh,wc | n=2,...,N-1}下报警器的(FAR,MAR)与(FAR0,MAR0)的欧式距离作为目标函数,构建优化模型:

(16)

(17)

G为待优化的参数集合,式(17)表示参数需满足的约束条件,在优化过程中最小化(G)使模型性能得到提升,可以通过遗传算法等优化方法搜索并获取最优的参数值。

5.4高炉硅含量故障报警实验验证与分析

由第4节给出的报警器设计过程可知,R-ER报警器的构建分为训练和测试两个部分,由图1可知过程变量x的样本共计为6149个,为了保证训练集和测试集都能够反映LAS、NOR和HAS三种状态的连续性变化,固选取约76%的连续样本x(1)~x(4659)作为训练数据,剩余24%的样本x(4660)~x(6149)作为测试数据。根据4.1节中给出的步骤,可利用训练样本构建REM,根据4.3节提出的策略对R-ER报警器参数进行优化,然后用测试数据对优化后的R-ER报警器进行测试。

此外,为了全面地评价报警器的性能指标,在同样数据条件下,将R-ER报警器与传统的滑动平均滤波法(Moving average filter, MAF)、时间延迟法(Delay timer, DT)、条件化证据线性更新方法(Linear updating of conditional evidence, LUCE)进行了比较,验证了所提R-ER方法在FAR、MAR、AAD指标上都有较为全面的性能,特别在对小样本状态(LAS)的识别上优势明显。

最后,为了验证R-ER报警器的抗干扰能力,在图1数据中加上一定程度的随机扰动,利用优化后的R-ER报警器对全部数据进行测试,并且与以上传统报警器进行了比较,进一步说明所提方法的适用性。

5.4.1实验过程分析与报警结果

R-ER 报警器REM的构建与参数优化

这里以"训练样本:测试样本=76%:24%"为例,展示REM的构建和R-ER报警器参数优化过程。选取训练样本构成训练集S={[x(t),y(t)]|t=1,2,,4659},其中正常状态(NOR)样本3617个,低报警状态(LAS)样本14个,高报警状态(HAS)样本1028个。显然,LAS样本数量远远低于其他两类样本的数量,是典型的小样本,并且低报警异常会严重影响高炉炼铁的质量,因此应及时准确地检测出此种状态。

通过分析R-ER报警器输入量x(t)和输出量y(t)的变化,将输入量的参考值设置为U={0,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,1.0,1.1,1.2,1.3,1.5},对应的输出量参考值设置为V={0,1,2},利用式(5)-(6)计算每个样本关于参考值的联合匹配度之后,可以构造出关于S的映射矩阵,如表7所示,利用式(7)-(8)进行似然归一化生成REM,如表8所示。

表7关于训练样本集S的映射矩阵

xy U1(0) U2(0.2) U3(0.3) U4(0.4) U5(0.5) U6(0.6) U7(0.7) U8(0.8) U9(0.9) U10(1.0) U11(1.1) U12(1.2) U13(1.3) U14(1.5)总计

V1(NOR)12.58.7114.2510.3915.3870.6555.8320.8193.484.321.06.40.852.953617

V2(LAS)0.254.6553.20.900000000014

V3(HAS)0.450.5505.632.591.3156236.9247.5141.570.8377.40.51028

总计13.213.9119.2519.1948.7961.9711.8557.7440.9225.891.843.48.253.354659

表8证据参考矩阵

xy

00.20.30.40.50.60.70.80.91.01.11.21.31.5

V1(NOR)0.160.0070.080.380.730.730.5030.280.180.140.080.050.030.62

V2(LAS)0.820.9910.920.610.18000000000

V3(HAS)0.020.00200.010.090.270.4970.720.820.860.920.950.970.38

然后根据ER推理公式(12),在每个采样时刻t对Et-1和et进行迭代融合,由于全局报警证据Et-1包含了所有历史时刻的报警息,可以认为它比当前时刻证据et更为可靠,通过专家知识和经验规定可靠性因子的取值范围在0.5到1之间,并有rh>rc。在此约束条件下,本实例中选取rh= wh=0.9, rc=wc=0.6,最终计算出对于这76%的训练样本数据,R-ER报警器的性能指标取值分别为FAR=0.1053,MAR=0.0777。由于此处设置参数U以及wh=0.9、wc=0.6是初值,可以通过公式(15)-(17)使用遗传算法进行训练,优化后的映射矩阵和REM如下表所示,此外优化后的证据权重为wh=0.853, wc=0.469。可见,优化后的参数取值与初值相比有了明显的变化,随之R-ER模型的性能指标取值分别下降至FAR=0.0932,MAR=0.071,相较于优化前报警器精确度有了一定幅度的提升。

表9优化后S的映射矩阵

xy U1(0) U2(0.06) U3(0.16) U4(0.26) U5(0.36) U6(0.45) U7(0.55) U8(0.66) U9(0.79) U10(0.9) U11(1.01) U12(1.12) U13(1.4) U14(1.5)总计

V1(NOR)111.423.9833.8289.3750.9964.6793.2438.4216.188.221.12.32.73617

V2(LAS)002.555.074.831.160.39000000014

V3(HAS)00.510.4901.6813.1366.45153.9264.6271152.989.114.1301028

总计111.937.0238.87295.8764.21032947.1703487.1241.1110.216.42.74659

表10优化后x(t)的参考证据矩阵

xy

00.060.160.260.360.450.550.660.790.91.011.121.41.5

V1(NOR)10.440.0060.030.1880.660.740.590.320.190.140.060.041

V2(LAS)000.9910.970.8090.270.080000000

V3(HAS)00.560.00300.0030.040.180.410.680.810.860.940.960

R-ER 报警器的测试效果

这里首先以训练集中的x(350)~x(360)这11个样本为例,来详细列举优化后R-ER模型所产生的报警证据以及进行递归证据推理后的决策结果,如表11和表12所示。可见,由于在过程变量状态从NOR到HAS发生切换时,出现了相对剧烈的不确定性变化,此时x(t)对应报警证据et所指向的报警结果会出现错误,也就是t=350、352、354、358、359时,用et做决策会给出错误结论。进一步根据4.2节中给出的递推步骤融合Et-1和et得到t时刻的全局报警证据Et,用其做出的决策结果如表12所示。从中可以看出,由于考虑了历史和当前报警信息的综合贡献,t=350、352、354、358、359时,利用Et给出了正确的决策结果。当然,在t=355时,x的状态第一次变化为HAS,由于此前x的状态是NOR,因此历史和当前信息融合也会引起决策结果还延续NOR状态,但是随着迭代融合的进行,后续决策都给出了正确的结论。

表11 x(t)的报警证据及决策结果

真实状态时刻t x(t)报警证据et 报警结果

NOR t =3500.77 e350=[0.356,0.000,0.644] HAS

NOR t =3510.60 e351=[0.673,0.041,0.286] NOR

NOR t =3520.74 e352=[0.418,0.000,0.582] HAS

NOR t =3530.54 e353=[0.736,0100,0.164] NOR

NOR t =3540.72 e354=[0.459,0.000,0.541] HAS

HAS t =3551.13 e355=[0.062,0.000,0.938] HAS

HAS t =3561.01 e356=[0.139,0.000,0.861] HAS

HAS t =3570.87 e357=[0.217,0.000,0.783] HAS

HAS t =3580.64 e358=[0.616,0.011,0.373] NOR

HAS t =3590.58 e359=[0.702,0.056,0.242] NOR

HAS t =3600.84 e360=[0.254,0.000,0.746] HAS

表12全局报警证据Et及决策结果

真实状态时刻t x(t)全局报警证据Et 报警结果

NOR t =3500.77 E350=[0.712,0.007,0.281] NOR

NOR t =3510.60 E351=[0.762,0.007,0.231] NOR

NOR t =3520.74 E352=[0.715,0.004,0.281] NOR

NOR t =3530.54 E353=[0.792,0.010,0.198] NOR

NOR t =3540.72 E354=[0.759,0.060,0.235] NOR

HAS t =3551.13 E355=[0.567,0.004,0.429] NOR

HAS t =3561.01 E356=[0.408,0.002,0.590] HAS

HAS t =3570.87 E357=[0.304,0.010,0.695] HAS

HAS t =3580.64 E358=[0.381,0.000,0.619] HAS

HAS t =3590.58 E359=[0.416,0.000,0.584] HAS

HAS t =3600.84 E360=[0.398,0.000,0.602] HAS

利用训练集的优化模型测试剩余24%的测试数据,得出测试数据的误报率和漏报率分别为FAR=0.1558,MAR=0.0942,由于优化后获得的REM和模型参数是适用于训练样本的,而测试样本的变化规律毕竟和训练样本有一定差异,所以引起后者的FAR和MAR取值略高于前者。

表13中进一步给出训练样本集占总样本集不同比例时R-ER模型给出的性能结果。横向分析可以发现,在所有比例下测试集的FAR和MAR取值都略高于训练样本的取值;纵向分析可以发现,不同比例下测试集和训练集的FAR和MAR取值变化不大,从而说明了所提R-ER模型在报警状态识别上具有较好的稳定性。

表13不同训练集比例下R-ER报警器的性能分析

训练集选取比例训练集测试集

FAR MAR FAR MAR

60%0.08950.06470.14590.1012

68%0.08630.06770.16420.1199

76%0.09320.07100.15580.0942

80%0.09740.07500.16930.1055

5.4.2与传统报警器方法的性能对比实验

R-ER与MAF的性能对比分析

表14中显示了两种方法在三个指标下的性能对比结果,其中MAF的阶数n=3~10,每个阶数下的xtp\_H、xtp\_L均为最优阈值,亦即在x的变化范围内以0.01作为步长,进行遍历实验,找到使得取最小值的那组阈值,作为最优阈值。随着阶数n的增加,通常滑动平均滤波方法的报警精确性逐步升高(FAR、MAR取值逐步降低),但是灵敏性逐步在降低(AAD取值逐步升高),因此精确性和灵敏性是一对矛盾共同体,难以实现两全其美[8]。但是,在图1所给出的过程变量样本序列中,x的状态频繁发生切换(NORHAS、NORLAS、HASLAS),不同状态下x的变化趋势不尽相同,刚切换后x的采样值会被误认为是噪声,在利用式(20)计算平均值后会被淹没掉,并误判为切换前老状态。特别是从NOR到LAS的转换过程中,由于平均计算中LAS样本数量较少,极容易发生误判,小样本的识别问题会在后续的5.3.4节给予详细的分析。因此,面对x的小样本和状态频换切换的情况,随着阶数n的增加,MAF的FAR、MAR取值未出现降低的趋势,同时AAD取值逐步升高,整体性能不尽如人意。

表14 R-ER与MAF的性能对比

训练集测试集

FAR MAR AAD FAR MAR AAD

R-ER 0.0930.0712.2380.1560.0943.428

MAF n xtp-H xtp-L -

30.720.300.1630.1850.9520.1890.1851.571

40.720.310.1410.1651.1910.1580.1581.867

50.720.330.1210.1641.5240.1650.1552.142

60.700.330.1470.1131.2860.1910.1252.286

70.700.340.1400.1111.5240.1860.1062.286

80.700.320.1330.1111.8570.1780.1193.000

90.690.330.1470.0771.7140.1980.0823.000

100.700.310.1190.0992.0590.1730.1133.517

我们再来看R-ER方法,FAR和MAR取值均小于不同阶数下的MAF方法, AAD取值指标略高,但是综合性能仍然整体优于MAF。这是因为,R-ER不仅在构建REM时显著"放大"了小样本状态的报警信度值,并且利用递归型ER规则融合当前和历史的报警信息,在"局部"和"全局"两个层面上实现了报警信息的精细化处理。

R-ER与DT的性能对比分析

时间延迟法(DT)要求连续n个采样点均越过报警阈值才能发出相应的警报,这里的n为采样延迟步数[9],然后计算得到FAR、MAR和AAD的取值。表15中显示了两种方法在三个指标下的性能对比结果,其中DT的阶数n=3~10,每个阶数下的xtp\_H、xtp\_L均为最优阈值,利用5.3.1节同样的遍历方法获得。可见,R-ER与其相比,优势更为明显,这是因为DT与MAF类似,同样难以处理小样本和状态频繁切换的情况,并且它的报警延迟随着延迟步数的增加变得更为严重。

表15 R-ER与DT的性能对比

训练集测试集

FAR MAR AAD FAR MAR AAD

R-ER 0.0930.0712.2380.1560.0943.428

DT n xtp-H xtp-L -

30.680.310.1690.1401.5710.2220.1433.286

40.680.310.1300.1512.8100.2110.20412.43

50.690.300.1200.1344.5240.1650.1504.286

60.670.300.1070.1336.4760.2380.1475.143

70.670.300.1160.1537.4290.2490.24910.00

80.680.300.1100.23411.4290.2470.31112.00

90.670.300.1470.26713.000.3080.28912.857

100.650.300.2160.27113.2380.3110.35916.00

R-ER与LUCE的性能对比分析

LUCE与R-ER相比的不同之处在于,前者构建了关于NOR、HAS和LAS状态的模糊隶属度函数(模糊阈值),完成过程变量采样值到报警证据的转化,将当前的报警证据et转化为条件化证据,并用其对上一时刻的全局报警证据Et-1进行线性化更新,从而获取当前时刻的Et进行报警决策[3]。表16中给出了两者的性能对比结果,从中可以看出新提出的R-ER方法整体性能优于LUCE。这是因为,由于LAS状态下的样本量过少(图1中LAS样本共计只有28个),很难根据如此稀少的样本精确构建LAS对应的模糊阈值,并且简单的线性加权证据融合方式也难以适应正常和异常状态的频繁切换。

表16 R-ER与LUCE的性能对比

训练集测试集

FAR MAR AAD FAR MAR AAD

R-ER 0.0930.0712.2380.1560.0943.428

LUCE xtp-H =0.710.1310.0931.9050.1820.1462.286

xtp-L =0.30

各种方法对小样本(LAS状态)识别率的对比

在以上R-ER与MAF、DT、LLUCE的性能对比中,FAR和MAR指标体现了对于过程变量各种状态识别的精确性。表14中n=10时MAF对于测试集的FAR和MAR的取值最小(Dis最小),正确识别率最高。同理,表15中n=5时,识别结果最优。表17中给出了这些最优识别率下四种方法的结果,这里训练样本集和测试样本集中都包含14个LAS样本。可见,由于R-ER采用了能够"增强"小样本的REM构建方法以及可优化的递推证据推理融合模型,其对小样本状态的识别率远远高于其他传统方法。

表17小样本(LAS状态)识别率的对比结果

训练集测试集

R-ER 78.57%(11/14)71.43%(10/14)

MAF(n=10)42.86%(6/14)35.71%(5/14)

DT(n=5)0%(0/14)0%(0/14)

LUCE 28.57%(4/14)14.29%(2/14)

随机噪声干扰下的扩展性实验与对比分析

为了进一步验证R-ER(其模型参数为5.1节计算得到的最优参数)对于随机噪声干扰的抑制能力,在图1所示过程变量的采样值上加入随机噪声(t),变量服从在区间[-a,a]上的均匀分布,则生成新的序列S=[x'(t)=x(t)+(t)|t=1,2,,T],设定a=0,0.02,0.04,0.06,0.08,0.1。按照以上方式,随机生成100个这样的序列,分别利用R-ER、MAF、DT、LLUCE四种方法给出误报率和漏报率的平均值(记为MFAR和MMAR)以及AAD的实验结果。图4给出了a=0~0.1六种情况下R-ER和MAF的MFAR/MMAR对比结果,可见,随着噪声强度的增加,两种方法的MFAR/MMAR都随之变得越来越大,随着MAF的阶数(n=3~10)增加,MFAR和MMAR越来越靠近原点(FAR=0, MAR=0)。图中的绿色"+"表示每组MFAR和MMAR的平均值,此时R-ER的Dis=0.1398,MAF(n=10)的Dis=0.1724,可见从精确性上R-ER远远优于MAF。进一步,图5中显示了噪声变量的参数a取不同值时,两种方法的AAD取值,可见在报警的灵敏性上,R-ER与精确性最优(n=10)下的MAF相当,所以整体上R-ER的性能优于MAF。

依照同样的对比思路,图6和图7中分别给出了R-ER与DT在精确性和灵敏性上的对比结果,这里挑选了表15中步长n=5时的DT进行比较,可见整体性能上R-ER远远优于DT。图8和图9分别给出了R-ER与LUCE的比较结果,R-ER仍具备较为明显的性能优势。

5.5本章小结

6.1研究总结

6.2工作展望

致谢

参考文献

[1]汪石容. 由盐城“3 21”特大爆炸事故浅谈化工安全管理[J]. 广东化工, 2019, 46(12): 71-72.

[2]夏永波. 台铁普悠玛6432次列车脱轨事故剖析[J]. 消防界(电子版), 2018, 4(20): 6-11.

[3]滕苏郸, 宫一玉, 张璞, 李翔宇. 2019年8月9日英国大停电事故分析及对北京电网安全稳定运行的启示[J]. 电力勘测设计, 2020(02): 5-8.

[4]国务院关于印发“十三五”国家科技创新规划的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2016(24): 6-53.

[5]徐晓滨, 文成林, 孙新亚, 等. 设备故障诊断中的证据融合与决策方法[M]. 北京: 科学出版社, 2017.

[6]张冀. 基于多源信息融合的传感器故障诊断方法研究[D]. 北京：华北电力大学博士学位论文, 2008.

[7]周东华, 胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. 自动化学报, 2009, 35(06): 748-758.

[8]文成林, 徐晓滨. 多源不确定信息融合理论及应用——故障诊断与可靠性评估[M]. 北京: 科学出版社, 2012.

[9]徐晓滨, 文成林, 王迎昌. 基于模糊故障特征信息的随机集度量信息融合诊断方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(7): 1635-1640.

[10]Zhou Y, Chang G L, Qian B. A belief-rule-based model for information fusion with insufficient multi-sensor data and domain knowledge using evolutionary algorithms with operator recommendations[J]. Soft Computing, 2019, 23(13): 5129-5142.

[11]Lin G, Liang J, Qian Y. An information fusion approach by combining multigranulation rough sets and evidence theory[J]. Information Sciences, 2015, 314: 184-199.

[12]Moosavian A, Khazaee M, Najafi G, et al. Spark plug fault recognition based on sensor fusion and classifier combination using Dempster–Shafer evidence theory[J]. Applied Acoustics, 2015, 93: 120-129.

[13]Hui K H, Lim M H, Leong M S, et al. Dempster-Shafer evidence theory for multi-bearing faults diagnosis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 57: 160-170.

[14]Yang J B, Xu D L. Evidential reasoning rule for evidence combination[J]. Artificial Intelligence, 2013, 205(205): 1-29.

[15]徐晓滨, 郑进, 徐冬玲, 等. 基于证据推理规则的信息融合故障诊断方法[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(9): 1170-1182.

[16]Xu X B, Zheng J, Yang J B, et al. Track irregularity fault identification based on evidence reasoning rule. 2016 IEEE International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT), IEEE, 2016, 298-306.

[17]Bar-shalom Y. Multi-target mutisensor tracking: advanced application [M]. Decham, MA: Artech House INC, 1992.

[18]Sun S L, Deng Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. Automatica, 2004, 40(6): 1017-1023.

[19]韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.

[20]潘泉. 多源信息融合理论及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.

[21]李洪力, 徐昕诰. 组合导航系统多源信息融合关键技术研究[J]. 科技展望, 2016, 26(21): 12.

[22]徐晓滨, 汪艳辉, 文成林, 孙新亚, 徐冬玲. 基于置信规则库推理的轨道高低不平顺检测方法[J]. 铁道学报, 2014, 36(12): 70-78.

[23]Hoang D T, Kang H J. Rolling element bearing fault diagnosis using convolutional neural network and vibration image[J]. Cognitive Systems Research, 2018, 53(JAN.): 42-50.

[24]Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information & Control, 1965, 8(3) :338-353.

[25]张晓梅. 模糊理论在旋转机械振动故障诊断中的应用[J]. 煤矿机械, 2005, 2: 129-130.

[26]Zhang H, Gai Z J. Vehicle Fault Diagnosis Based on the Fuzzy Theory. 2014, 25(4): 50-56.

[27]Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.

[28]Huang S. Fault diagnosis and fault-tolerant control in linear drives using the Kalman Filter[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4285-4292.

[29]Z Yongli, H Limin, L Jinling. Bayesian networks-based approach for power systems fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(2): 634-639.

[30]Fan X F, Zuo M J. Fault diagnosis of machines based on D–S evidence theory. Part 2: Application of the improved D–S evidence theory in gearbox fault diagnosis [J]. Pattern Recognition Letter, 2006, 27(5): 377-385.

[31]Kaftandjian V, Dupuis O, Babot D, et al. Uncertainty modelling using Dempster-Shafer theory for improving detection of weld defects[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(1-3): 547-564.

[32]杨广, 吴晓平. 神经网络与D-S证据理论分层融合的柴油机综合故障诊断方法研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2011, 35(03): 558-561+566.

[33]Xu X B, Zheng J, Yang J B, et al. Data classification using evidence reasoning rule[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 116: 144-151.

[34]Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.

[35]Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. USA: Princeton University Press, 1976.

[36]陈佩. 主成分分析法研究及其在特征提取中的应用[D]. 西安: 陕西师范大学硕士学位论文, 2014.

[37]刘娟. 电力变压器故障特征多证据体信息融合诊断方法研究[D]. 重庆: 重庆大学硕士学位论文, 2015.

[38]Gertler J, Cao J. PCA‐based fault diagnosis in the presence of control and dynamics[J]. Aiche Journal, 2010, 50(2): 388-402.

[39]Weng C H, Huang T C K, Han R P. Disease prediction with different types of neural network classifiers[J]. Telematics and Informatics, 2016, 33(2): 277-292.

[40]Wang M, Wan Y, Ye Z, et al, Remote sensing image classification based on the optimal support vector machine and modified binary coded ant colony optimization algorithm[J], Information Sciences, 2017, 402: 50-68.

[41]Pal M. Random forest classifier for remote sensing classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(1): 217-222.

[42]Chang L L, Zhou Z J, You Y, et al. Belief rule based expert system for classification problems with new rule activation and weight calculation procedures[J]. Information Sciences, 2016, 336(C): 75-91.

[43]Eshtay M, Faris H, Obeid N. Improving extreme learning machine by competitive swarm optimization and its application for medical diagnosis problems[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 104: 134-152.

[44]Jin H Y, Jin K S, Dayeon K, et al. Super-High-Purity seed sorter using low-latency image-recognition based on deep learning[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 3035-3042.

[45]Xu X, Xu H , Wen C, et al. A belief rule-based evidence updating method for industrial alarm system design[J]. Control Engineering Practice, 2018, 81(DEC.): 73-84.

[46]Yang J B, Xu D L. A study on generalising Bayesian inference to evidential reasoning, in Belief Functions: Theory and Applications[M]. New York: Springer International Publishing, 2014, 180-189.

[47]郑进. 基于证据推理的分类决策故障诊断方法[D]. 杭州: 杭州电子科技大学硕士学位论文, 2017.

[48]Goldberg D E. Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning[J]. Addison Wesley, 1989, XIII(7): 2104–2116.

[49]Li G, Zhou Z, Hu C, et al. A new safety assessment model for complex system based on the conditional generalized minimum variance and the belief rule base[J]. Safety Science, 2017, 93: 108-120.

[50]Chang L L, Zhou Z J, Chen Y W, et al. Akaike Information Criterion-based conjunctive belief rule base learning for complex system modeling[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 161(DEC.1): 47-64.

[51]Bache K, Lichman M. UCI Machine Learning Repository. University of California, School of Information and Computer Science, Irvine, CA (2013)[J]. 2013. http://archive.ics.uci.edu/ml.

[52]Lei Y, He Z, Zi Y. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 35(4): 1593-1600.

[53]Khadersab A, Shivakumar S. Vibration Analysis Techniques for Rotating Machinery and its effect on Bearing Faults[J]. Procedia Manufacturing, 2018, 20: 247-252.

[54]Xu X B, Feng H S, Wen C L, et al. An information fusion method of fault diagnosis based on interval basic probability assignment[J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 20(2): 255-260.

[55]徐晓滨, 叶梓发, 徐晓健, 等. 基于分层式证据推理的信息融合故障诊断方法[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(8): 1681-1692.

[56]Zamar D S, Gopaluni B, Sokhansanj S. A constrained K-Means and nearest neighbor approach for route optimization in the bale collection problem[J]. IFAC Papersonline, 2017, 50(1): 12125-12130.

附录

作者在读期间的科研成果及参加的科研项目

论文成果

[1]徐晓滨,叶梓发,徐晓健,等.基于分层式证据推理的信息融合故障诊断方法[J].控制理论与应用(EI),2020,37(08):1681-1692.

专利及软著成果

[1]发明专利:徐晓滨,叶梓发,方丹枫,高海波,高迪驹,侯平智.一种基于向量证据推理的传播轴系不平衡故障诊断方法.(公开号: CN110146279A,已授权)

主持与参与的基金课题

[1]主持2019年杭州电子科技大学研究生科研创新基金:基于加权主成分分析与多级证据推理的轨道高低不平顺故障诊断方法,0.5万,2019.04-2020.03.

参加的科研项目

[1]NSFC-浙江省两化融合联合基金项目:船舶电力推进系统状态监测与故障诊断的信息融合方法(U1709215),200万,2018.1-2021.12

[2]浙江省杰出青年基金项目:面向高端装备故障预测与维护的证据融合与决策方法(R21F030005),80万,2020.08-2023.12

[3]国家自然科学基金青年科学基金项目:基于动态置信规则推理的船舶原动机耦合磨损故障智能诊断方法(61903108),25万,2020.1-2022.12

[4]浙江省自然科学基金探索项目:基于不完备置信规则库的船舶动力系统智能故障诊断与技术状态评估(LY21F030011),10万,2021.01-2023.12

[5]浙江省重点研发计划项目(一带一路科技合作专项2018C04020):浙江—马来西亚(森赫)特种机电设备安全技术工程联合实验室,600万,2018.1-2021.12  
[6]浙江省公益事业技术应用研究项目:基于信度规则推理的慢性萎缩性胃炎名老中医辨证经验挖掘与辅助诊断系统研发(LGF20H270004),10万,2020.01-2022.12