

**硕 士 学 位 论 文**

**题 目:** **基于概率型证据迭代更新的工业报警器**

**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**

基于特征向量证据融合的分类器设计

方法及其在故障诊断中的应用

**研 究 生：** 叶 梓 发

**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: Ye Zifa

Supervisor: Professor Xu Xiaobin

March, 2021

**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

# **ABSTRACT**

# 目 录

[摘 要 I](#_Toc94114194)

[**ABSTRACT** I](#_Toc94114195)

[目 录 IV](#_Toc94114196)

[第1章 绪论 1](#_Toc94114197)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc94114198)

[1.2 工业报警器设计方法的研究现状 2](#_Toc94114199)

[1.3 本文研究内容及其结构安排 4](#_Toc94114200)

[第2章 工业报警器性能评估指标 7](#_Toc94114201)

[2.1 引言 7](#_Toc94114202)

[2.2 报警器性能指标的概念与意义 7](#_Toc94114203)

[2.2.1基于样本统计的性能指标计算方法 9](#_Toc94114204)

[2.2.2基于概率统计的性能指标计算方法 9](#_Toc94114205)

[2.3 常用概率型报警器设计方法的性能指标计算方法 9](#_Toc94114206)

[2.3.1滤波方法性能指标计算方法 9](#_Toc94114207)

[2.3.2时间延迟方法性能指标计算方法 9](#_Toc94114208)

[2.3.3死区方法性能指标计算方法 9](#_Toc94114209)

[2.4 本章小结 9](#_Toc94114210)

[第3章 不确定信息融合相关理论基础 11](#_Toc94114211)

[3.1 引言 11](#_Toc94114212)

[3.2 DS证据理论 11](#_Toc94114213)

[3.3 证据推理规则 11](#_Toc94114214)

[3.4 本章小结 11](#_Toc94114215)

[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 12](#_Toc94114216)

[4.1 引言 12](#_Toc94114217)

[4.2 基于二分递归pettitt的过程变量突变点检测与异常状态分类 12](#_Toc94114218)

[4.3 基于异常状态分类的过程变量FGM概率密度模型构建 12](#_Toc94114219)

[4.3.1 FGM模型评判函数的选择 12](#_Toc94114220)

[4.3.2 过程变量正常和异常状态的FGM模型构建 12](#_Toc94114221)

[4.4 仿真案例分析 12](#_Toc94114222)

[4.5 本章小结 12](#_Toc94114223)

[第5章 基于概率型证据迭代更新的工业报警器设计方法 13](#_Toc94114224)

[5.1 引言 13](#_Toc94114225)

[5.2 基于概率型证据迭代更新的报警器设计 13](#_Toc94114226)

[5.3 基于多性能指标的报警器参数优化 13](#_Toc94114227)

[5.3.1 报警证据的不确定度求取 13](#_Toc94114228)

[5.3.2 报警证据的可靠性求取 13](#_Toc94114229)

[5.3.3 基于遗传算法的多目标优化模型 13](#_Toc94114230)

[5.4 过程变量仿真案例实验验证与对比分析 13](#_Toc94114231)

[5.4.1 实验过程分析与报警结果 13](#_Toc94114232)

[5.4.2 与传统报警器方法的性能对比实验 13](#_Toc94114233)

[5.5 电机转子故障报警实验验证与分析 13](#_Toc94114234)

[5.5.1实验过程分析与报警结果 13](#_Toc94114235)

[5.5.2与传统报警器方法的性能对比实验 13](#_Toc94114236)

[5.6本章小结 13](#_Toc94114237)

[第6章 样本不均衡下的报警证据构建及工业报警器设计 14](#_Toc94114238)

[6.1 引言 14](#_Toc94114239)

[6.2 典型工业案例-高炉炼铁过程中铁水含硅量变化规律分析 14](#_Toc94114240)

[6.3 数据驱动下的报警证据构建及报警器设计 14](#_Toc94114241)

[6.3.1基于历史数据构建证据参考矩阵(REM)构建 14](#_Toc94114242)

[6.3.2基于REM的报警证据获取与证据迭代更新 14](#_Toc94114243)

[6.3.3基于多性能指标的报警器参数优化 14](#_Toc94114244)

[6.4 高炉硅含量故障报警实验验证与分析 14](#_Toc94114245)

[6.4.1 实验过程分析与报警结果 14](#_Toc94114246)

[6.4.2与传统报警器方法的性能对比实验 14](#_Toc94114247)

[6.5本章小结 14](#_Toc94114248)

[第7章 总结与展望 15](#_Toc94114249)

[7.1研究总结 15](#_Toc94114250)

[7.2工作展望 15](#_Toc94114251)

[致 谢 16](#_Toc94114252)

[参考文献 17](#_Toc94114253)

[附录 22](#_Toc94114254)

# 第1章 绪论

## 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。如电力、石化、钢铁、化工等行业。在这些行业中，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，因此对工业报警器的设计也提出了更高的要求。

根据权威机构的数据统计表明，自2005年以来，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。此外，美国每年由于异常状况导致的损失超过一百多亿美元,这种不正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。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。

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给出提醒，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，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。

由于单纯基于数据驱动的报警设计方法往往不够精确，近年来主要研究在基于概率模型的报警设计方法，可以设计出更加通用、精细化并且性能更加优越的报警器。基于上述报警器的三个性能指标，在概率分布已知，并且假设每个时刻的过程变量采样值都是符合独立同分布的随机变量的情况下，文献[song15]给出*n*阶滑动滤波器的最优报警器设计方法，经过*n*阶滤波后得到一个同分布但不独立的随机变量，并推导出理论FAR和MAR。由于滤波后的过程变量不独立，故无法在概率统计意义下计算出理论的AAD。然后定义FAR、MAR最小加权总和的方法来组成目标函数，令其函数取最小值求取相应的最优阈值。文献[]给出*n*阶采样延迟步数以及死区方法的最优报警设计步骤，文中利用马尔科夫过程的相关性质推导出理论FAR、MAR和AAD。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。该文献通过基于模糊隶属度函数的信息转换方法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。然而由于转换规则过于粗糙，适用于数据量小的情况，当对转换精度要求高的情况，该方法并没有基于概率模型的转换精确。其次，该文献给出了条件化证据线性更新规则，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，利用融合后生成的信度分布进行报警决策，但该更新过程权重过于简单，对于变量信度变化描述不够精细，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，继续证据迭代更新的工业报警器设计。

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。

D:\desktop\大论文\大框图.emf

图1.1 论文整体结构

# 第2章 工业报警器性能评估指标

## 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*(1*h*) , *x*(2*h*),, *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





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*t*1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*-*t*1。图2.2是一组过程变量样本序列{*x*(1*h*) , *x*(2*h*) , *x*(3*h*) ,, *x*(1999*h*) , *x*(2000*h*)}，*h*=1s，总长度是2000，其中*t*<1000s时是正常状态，*t*1000s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*t*1 delay, … *tn delay*,那么这*n*组序列的平均报警时间延迟（AAD）为[]



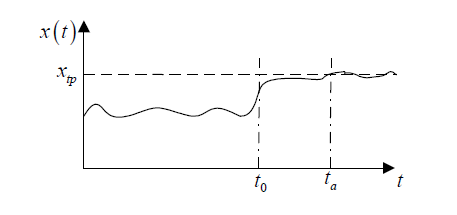


图2.2过程变量*x*(*t*)从正常状态到异常状态



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

## 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

### 2.3.2时间延迟方法性能指标计算方法

### 2.3.3死区方法性能指标计算方法

## 2.4 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。

# 第3章 不确定信息融合理论基础

## 3.1 引言

## 3.2 DS证据理论

## 3.3 证据推理规则

## 3.4 本章小结

# 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

## 4.1 引言

## 4.2 基于二分递归pettitt的过程变量突变点检测与异常状态分类

## 4.3 基于异常状态分类的过程变量FGM概率密度模型构建

### 4.3.1 FGM模型评判函数的选择

### 4.3.2 过程变量正常和异常状态的FGM模型构建

## 4.4 仿真案例分析

## 4.5 本章小结

# 第5章 基于概率型证据迭代更新的工业报警器设计方法

## 5.1 引言

## 5.2 基于概率型证据迭代更新的报警器设计

## 5.3 基于多性能指标的报警器参数优化

### 5.3.1 报警证据的不确定度求取

### 5.3.2 报警证据的可靠性求取

### 5.3.3 基于遗传算法的多目标优化模型

## 5.4 过程变量仿真案例实验验证与对比分析

### 5.4.1 实验过程分析与报警结果

### 5.4.2 与传统报警器方法的性能对比实验

## 5.5 电机转子故障报警实验验证与分析

### 5.5.1实验过程分析与报警结果

### 5.5.2与传统报警器方法的性能对比实验

## 5.6本章小结

# 第6章 样本不均衡下的报警证据构建及工业报警器设计

## 6.1 引言

## 6.2 典型工业案例-高炉炼铁过程中铁水含硅量变化规律分析

## 6.3 数据驱动下的报警证据构建及报警器设计

### 6.3.1基于历史数据构建证据参考矩阵(REM)构建

### 6.3.2基于REM的报警证据获取与证据迭代更新

### 6.3.3基于多性能指标的报警器参数优化

## 6.4 高炉硅含量故障报警实验验证与分析

### 6.4.1 实验过程分析与报警结果

### 6.4.2与传统报警器方法的性能对比实验

### 6.5本章小结

# 第7章 总结与展望

## 7.1研究总结

## 7.2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