

•信息工程•

DOI:10.12454/j.jsuese.202400078



本刊网刊

基于多变量波动特征融合的空调制冷系统故障检测

韩晓霞¹, 宋涛¹, 孙一杰^{2*}, 曹哲³, 王阳³

(1. 火箭军工程大学 作战保障学院, 陕西 西安 710025; 2. 火箭军工程大学 导弹工程学院, 陕西 西安 710025;
3. 火箭军工程大学 研究生院, 陕西 西安 710025)

摘要:空调制冷系统作为保持复杂大型装备运行环境的重要系统,准确检测该系统的故障对确保装备可靠运行、预防安全事故具有重要意义。由于车载设备安装的空调系统的可用空间受到限制,能安装的传感器种类和数量也相应减少,使得对空调系统进行故障诊断更加复杂。当前对制冷系统的故障检测往往基于数据驱动的方法,对积累的经验知识运用不足;并且,并未区分单一变量和系统总体两个层面分别进行故障检测,无法准确反映制冷系统的故障情况。针对上述问题,本文提出了一种面向多变量波动特征融合的空调制冷系统故障检测方法。首先,采用预测与平滑技术对系统单一变量的波动特征进行提取,在消除时间序列局部波动和周期性波动影响的同时,有效保留了序列的异常波动特征,实现对非高斯变量的高斯化处理,获取反映单一变量波动特征的故障检测证据;其次,使用距离相关系数(dCor)计算空调系统故障检测变量之间的相关关系,并基于相关证据推理规则(ERr-DE)实现了检测变量特征的融合,并依据所提判断准则得到了系统层面的总体故障检测结果。对某型号空调制冷系统故障检测案例进行实验,结果表明,所提方法是有效的,该方法可以在不同层面上检测系统故障,与对比方法相比更有优势。本研究为优化空调制冷系统的运维管理提供了依据。

关键词:空调制冷系统;故障检测;波动特征提取;相关证据推理规则;特征融合

中图分类号:TP206.3

文献标志码:A

文章编号:2096-3246(2026)02-0361-11

为了保证复杂装备始终保持在相对稳定的温度与湿度环境下运行,目前大部分装备已经配备了大型空调^[1]。但由于装备所处区域环境因素差异明显,部分车载装备在运行期间还需携带动力、通信及操控系统等部件,所配备的空调安装空间有限,空调系统中所能部署的传感器种类及数量也受限,对空调系统的故障检测变得困难^[2-3]。一旦空调系统发生故障,轻则影响装备操控人员的舒适度,重则使得装备运行环境恶化,造成装备停止运行,甚至装备故障,造成一定的安全隐患和经济损失^[4-5]。

近年来,学者们开展了大量关于空调系统故障检测方法的研究^[6-7]。目前,常见的故障检测方法主要分为以下4种^[8-10]:1)基于规则知识的故障检测方法。例如:杨思钰等^[11]提出了一种基于规则的阈值在线训练策

略,利用训练后不同置信度下的检测阈值实现了空调阀门卡死故障检测。李婷婷^[12]以暖通空调系统领域本体知识为基础,建立了形式化语言定义异常检测语义规则,提出了一种基于知识图谱的暖通空调系统异常检测方法。章超波^[13]将暖通空调系统的知识引入到建模过程,设计了系统多变量最大频繁子图挖掘算法,提出了基于最大频繁子图挖掘的空调系统故障检测与诊断方法,提高了大型暖通空调系统的故障检测效率。2)基于贝叶斯网络的故障检测方法。例如:王妹婷^[14]基于所积累的空调系统专业知识,构建了全空气空调系统故障检测与诊断知识库,据此提出了空调系统的贝叶斯故障诊断网络实例生成方法,并验证了所提方法的有效性。张慧等^[15]通过建立空调系统多故障状态的贝叶斯概率计算模型,提出了基于故障特征准则和阈值判别的空调系

收稿日期:2024-01-27 修回日期:2024-07-14 网络出版日期:2024-10-13

基金项目:国家自然科学基金项目(62227814;62203461;62203365);陕西省科技创新团队项目(2022TD-24);陕西省自然科学基金研究项目(2022JQ-580)

作者简介:韩晓霞(1979—),女,副教授。研究方向:通风空调系统设计与维护、复杂系统健康管理。E-mail:hanxx190830@qq.com

*通信作者:孙一杰, E-mail: j869439935@163.com

统故障检测与诊断方法,以此实现了空调冷水阀故障的检测与诊断。3)基于神经网络的故障检测方法。例如:王元^[16]通过挖掘空调系统空气处理机组在不同工况下的数据样本,建立了变风量空调系统的BP神经网络故障诊断模型,实现了5种故障的检测与诊断;程亨达^[17]采用一维卷积神经网络方法建立了变制冷剂流量多联机空调系统双故障检测模型,实现了充注量和气分插反两类故障的有效检测与诊断;王先圣等^[18]提出了一种基于联邦学习的暖通空调故障检测与诊断方法,为解决空调系统的跨故障等级和跨系统故障检测与诊断问题提供了新的解决方案;孙学腾^[19]基于深度学习方法,建立了双通道卷积神经网络和光梯度提升机的混合故障检测与诊断模型,实现了空调空气处理机组故障检测与诊断。4)基于主成分分析的故障检测方法。例如:单彪等^[20]针对噪声干扰下传统PCA方法误报率和漏报率较高的问题,对PCA方法进行了改进,提出了一种基于函数型数据分析的暖通空调系统故障检测与诊断方法;张爽爽等^[21]在采用小波变换方法对空调系统传感器数据进行优化的基础上,基于PCA方法实现了对空调系统传感器的故障检测,并建立了基于神经网络的空调系统故障诊断模型,提高了故障检测与诊断效率。上述4种方法中,前两种方法为基于知识驱动的方法^[22-23],后两种方法为基于数据驱动的方法^[24-25]。虽然,空调系统在长期运行中收集了多个变量的监测数据,积累了较丰富的经验知识。但是,一方面,受限于经验知识的不完整性和不准确性,基于知识驱动的方法所建立的故障检测模型可能不够精确。另一方面,基于数据驱动的方法易受到监测数据中不平衡性和不确定性的影响,且此类方法的可解释性不足。因此,为了充分利用空调系统的多变量监测数据和经验知识,应采用基于半定量信息的故障检测方法对空调系统进行故障检测。

作为一种典型的半定量信息融合方法,证据推理(ER)方法能够将带有一定不确定性的定量数据和定性知识转换为统一的分布式置信结构的证据形式,并采用证据推理规则(ER rule)有效融合定量数据和定性知识,从而实现多属性决策任务^[26]。具体地,要实现空调系统的故障检测,就要融合系统运行期间多个变量所产生的监测数据,综合利用系统的专业知识,得到空调系统的故障检测结果。空调系统的多个变量之间(例如压缩机的吸气温度与排气温度之间、吸气压力与排气压力之间等)往往具有一定相关性。传统的ER rule仅能用于融合多条独立的证据,若采用ER rule直接融合多个相关变量数据所生成的证据,会使融合过程重复计算相关证据之间的信息重叠部分,产生“超估计”问题^[27]。本研究中央空调系统的故障检测本质上属于融合多个相关变量的复

杂系统故障检测问题。Weng等^[28]提出了一种基于极大似然证据推理(MAKER)的多相关变量综合报警方法。若将MAKER方法应用到空调系统故障检测任务中会存在两个问题:1)该方法假设系统各变量均服从高斯分布,而空调制冷系统中压缩机的进口温度往往呈现出周期性变化规律,并不服从高斯分布;2)该方法采用Pearson相关系数来度量任意两变量之间的相关程度,Pearson相关系数常用于捕捉变量间的线性相关性,而空调制冷系统各温度、压力等变量之间往往具有非线性相关性,采用Pearson相关系数可能会遗漏一定的相关关系。

针对上述问题,本文提出了一种基于多变量波动特征融合的空调制冷系统故障检测方法。所提方法主要包括:提出基于预测与平滑技术的非高斯单变量的波动特征提取方法,实现空调系统非高斯变量监测数据的高斯化转换,提取单变量的波动特征,为实现单变量层面故障检测提供了依据;采用相关证据推理(ERr-DE)方法^[29],实现空调系统多个相关变量波动特征的有效融合,得到系统层面的总体故障检测结果,为空调制冷系统故障检测提供了解决方案。

1 制冷系统典型监测变量及问题描述

1.1 典型空调制冷系统原理及参数简介

目前,空调系统的液体汽化制冷是常见的一种制冷方法。一个典型的空调制冷系统主要由压缩机、蒸发器、冷凝器、膨胀阀等关键部件及部分配套设施组成,各部件设施通过管道连接,组成封闭的制冷系统。首先,在蒸发器内,液态制冷剂被蒸发成气体,与周围空气进行热交换后,汽化为低温低压的蒸气;然后,压缩机抽取这些低温低压蒸气,对制冷剂进行压缩,使其变为高温高压的气体,并排放至冷凝器中;冷凝器将这些高温高压气体凝结为常温高压的液体,送入膨胀阀;最后,在膨胀阀中对高压液体进行节流后,变为低温低压的液体再次进入蒸发器进行汽化。如此循环往复,即实现了空调机组的连续制冷效果,以上即为空调制冷系统的基本循环过程^[30]。

空调制冷系统运行过程中,会有多种故障,如制冷剂泄漏、蒸发器堵塞、冷凝器结垢和压缩机磨损等。上述故障原因复杂,故障现象多样,每种故障所能够反映的特征变量也各不相同。某种故障可能引发一个或多个变量发生异变,且故障后一个变量参数的异常会向其他变量传导,即故障情况下,变量之间存在相互影响。因此,仅使用单一特征变量无法准确反映制冷系统的故障情况。为了准确反映空调系统的故障情况,根据运维管理经验,本文选取了空调制冷系统故障情况下变化较为明显且易于测量的压缩机吸气温度 T_{in} 、压缩机排气温度 T_{out} 、压缩机吸气压力 P_{in} 和压缩机排气压力 P_{out} 共4个

参数变量用于故障检测。上述4个参数中,吸气压力与吸气温度密切相关,排气压力则与排气温度相关,且各参数之间存在一定的非线性相关关系^[31]。

1.2 问题描述

为了准确监测空调制冷系统运行发生的故障,需要有效融合所选参数的故障检测结果,得到系统的综合检测结果。具体而言,本文主要解决以下两个问题:

1) 考虑到所选参数变量中温度、压力的非线性、非高斯变化特性,如何从空调制冷系统的单个变量中提取其异常波动特征,是需要解决的首要问题。以吸气温度 T_{in} 为例,该问题可描述为:

$$F_{T_m} = \Psi(T_{in}(t_1), T_{in}(t_2), \dots, T_{in}(t_m)) \quad (1)$$

式中, F_{T_m} 为提取的一定时段内吸气温度 T_{in} 的波动特征, $\Psi(\cdot)$ 为用于提取波动特征的非线性函数, $T_{in}(t_i)$ 为时刻 t_i 下对应的吸气温度, m 为监测数据的样本个数。

2) 考虑到单一变量监测数据易受阈值、噪声等因素的影响,仅依赖单一变量对空调系统进行故障检测可能产生不准确的结果。因此,如何根据各变量的异常波动特征,采用一定方法对空调制冷系统多个相关变量的波动特征进行融合,得到系统的总体故障检测结果,是本文需要解决的另一问题。该问题具体可描述为:

$$E = \Phi(F_{T_{in}}, F_{T_{out}}, F_{P_{in}}, F_{P_{out}}) \quad (2)$$

式中, E 为空调制冷系统的故障检测结果, $\Phi(\cdot)$ 为用于融合多个变量波动特征的非线性函数, $F_{T_{in}}, F_{T_{out}}, F_{P_{in}}, F_{P_{out}}$ 分别为变量 T_{in}, T_{out}, P_{in} 和 P_{out} 的特征。

2 单变量时间序列波动特征提取

针对空调制冷系统多个变量近似周期化波动的特点,采用预测与平滑技术^[18]获取单个变量的实际波动特征,并将其转换为相应的故障检测证据。

受周围运行环境周期性变化的影响,部分空调制冷系统的吸气、排气温度及压力变化通常具有一定的周期性,且常以 d 为单位呈现出周期波动的特征。对于单变量的故障检测特征提取,不仅要关注该变量在极值情况下的异常,还应关注其实际波动特征与正常特征的一致性程度。下面将重点讨论如何提取单个变量的周期性波动特征。假设对于时间序列变量 V , 有一个长度为 n 的序列向量, 记为 $V = [V_1, V_2, \dots, V_n]$, 其中, V_i ($i=1, 2, \dots, n$) 为变量 V 在时刻 i 下的值, 对变量 V 的波动特征提取方法可描述为如下步骤:

1) 基于指数加权滑动平均预测的局部波动值计算。假设存在一个长度为 n 的误差向量 $K = [K_1, K_2, \dots, K_n]$, 其中, K_i ($i=1, 2, \dots, n$) 为时刻 i 下变量 V 的实际值与预测值之间的预测误差。变量 V 在某一时刻的预测值可采

用指数加权滑动平均方法经过多次实验得到^[32], 变量预测值计算如下:

$$\Pr(V_{i-s, i-1}) = \frac{V_{i-1} + (1-\lambda)V_{i-2} + \dots + (1-\lambda)^{s-1}V_{i-s}}{1 + (1-\lambda) + \dots + (1-\lambda)^{s-1}} \quad (3)$$

式中, $V_{i-s, i-1}$ 为从时刻 $i-s$ 到 $i-1$ 之间变量 V 的序列窗口, $\Pr(V_{i-s, i-1})$ 为序列窗口内变量 V 的预测值, 参数 λ 为一个平滑因子, s 为一个用于计算时刻 i 下变量 V 预测值的窗口长度。

同时, 预测误差值计算如下:

$$K_i = V_i - \Pr(V_{i-s, i-1}) \quad (4)$$

因此, 根据式(4)能计算得到变量 V 在时刻 i 下的预测误差值 K_i , 该值可用于反映变量 V 在任一时刻下的局部波动情况。

2) 基于局部噪声平滑的波动值计算。根据局部噪声平滑方法, 依次提取不同时刻下的波动值, 以消除局部噪声的影响, 具体计算式如下:

$$G_i = \max(\Delta\sigma, 0) \quad (5)$$

式中: G_i 为局部噪声平滑后变量在时刻 i 下的波动值; $\Delta\sigma$ 为当前窗口下 $V_{i-s, i-1}$ 中加入 V_i 后, 新窗口下变量 V 的标准差变化值, $\Delta\sigma$ 计算式为:

$$\Delta\sigma = \sigma(V_{i-s, i}) - \sigma(V_{i-s, i-1}) \quad (6)$$

式(5)可解释为: 当同一变量的某一窗口中加入新的监测值后, 若新监测值波动较大, 则新窗口序列的标准差将出现较大的变化; 反之, 则标准差变化较小。式(6)是为了保证波动值始终不小于0。

3) 基于周期噪声平滑的波动特征提取。为了消除周期性噪声对变量序列波动的影响, 假设当前时刻下的变量数据为 V_i , 单个周期的持续时长为 l , 对于当前时刻的前 k 个周期而言, 可用 $\max(V_{i-k-l-d}, \dots, V_{i-k-l-1}, V_{i-k-l}, V_{i-k-l+1}, \dots, V_{i-k-l+d})$ 构建考虑数据漂移情况下周期性滑动窗口^[33], 其中, d 为数据漂移量的一半。此时, 基于周期噪声平滑的波动异常程度可通过式(7)~(9)计算得到, 波动值向量的最大值计算方法为:

$$M_{i-d} = \max(G_{i-2d, i}) \quad (7)$$

式中, M_{i-d} 为步骤2)平滑后波动值向量 $G_{i-2d, i} = [G_{i-2d}, G_{i-2d+1}, \dots, G_{i-d}, G_{i-d+1}, \dots, G_{i-1}, G_i]$ 中的最大值, 可以表示当前的异常波动程度。当前时刻下的波动值与正常波动上界值之间的差值计算如下:

$$\Delta G_i = G_i - \max(M_{i-l, (k-1)}, \dots, M_{i-2l}, M_{i-l}) \quad (8)$$

由式(8)可知, 将前 k 个周期中的局部最大波动值作为当前时刻下正常波动范围的上界值, 则 ΔG_i 即为当前时刻下的波动值与正常波动上界值之间的差值。在此基础上, 波动特征值计算为:

$$F_i = \max(\Delta G_i, 0) \quad (9)$$

式中, F_i 为时刻 i 下变量 V 的波动特征值。式(9)用于保证波动程度始终不小于 0。

同理, 针对空调制冷系统的 4 个变量 (T_{in} 、 T_{out} 、 P_{in} 和 P_{out}), 可依次计算得到每个变量在不同时刻 t 下的波动特征值, 分别为 $F_{T_{in}}(t)$ 、 $F_{T_{out}}(t)$ 、 $F_{P_{in}}(t)$ 和 $F_{P_{out}}(t)$ 。

3 多变量波动特征融合故障检测

根据第 2 节所提方法, 能够提取空调制冷系统各变量的异常波动程度特征。在明确指定各变量正常波动阈值的条件下, 可根据单一变量实现对系统的故障检测。然而, 系统运行过程中, 由于受到监测数据中野值、跳点数据及传感器漂移等因素影响, 依据单一变量的故障检测结果可能无法在第一时间发现系统的故障现象, 且容易出现虚警或漏警的情况。因此, 有必要将系统多个变量的异常波动特征进行融合, 得到其整体的故障检测结果。

3.1 单变量故障检测证据的获取

为了将各变量的异常波动程度特征转化为用于故障检测的证据, 本文采用基于规则或效用的输入信息转换技术^[34], 以实现异常波动特征向证据的转换。令辨识框架为 $\Theta = \{H_1, H_2\}$, 其中, H_1 表示系统正常, H_2 表示系统存在故障。辨识框架的幂集记为 $p(\Theta) = \{\emptyset, \{H_1\}, \{H_2\}, \{H_1, H_2\}\}$, 根据各变量的异常波动特征 $F_i(t)$, 可使用式(10)将其转换为证据的形式:

$$\begin{cases} \beta_{1,i}(t) = \frac{R_{2,i} - F_i(t)}{R_{2,i} - R_{1,i}}, \\ \beta_{2,i}(t) = 1 - \beta_{1,i}(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\beta_{1,i}(t)$ 、 $\beta_{2,i}(t)$ 为变量的异常波动特征隶属于不同评价等级的置信度; $R_{1,i}$ 和 $R_{2,i}$ 分别为辨识框架 Θ 中评价等级 H_1 和 H_2 对应的参考值, $R_{1,i} \leq F_i(t) \leq R_{2,i}$ 。本文中, 各评价等级的参考值是由专家根据其积累的经验知识设定的。在故障检测背景下, 由于选取了变量的异常波动特征作为输入信息, $F_i(t)$ 值越大, 则该变量的波动越显著, 表明系统越有可能存在故障。因此, 上述两个参考值之间满足 $R_{2,i} > R_{1,i}$ 。

根据式(10)可得空调制冷系统每个变量的异常波动特征隶属于不同评价等级的置信度 $\beta_{1,i}(t)$ 和 $\beta_{2,i}(t)$ 。据此, 可将 t 时刻下变量 V_i 的异常波动特征 $F_i(t)$ 转换为如下的证据形式:

$$\begin{cases} e_i(t) = \{(H_1, \beta_{1,i}(t)), (H_2, \beta_{2,i}(t))\}, \\ \sum_{n=1}^2 \beta_{n,i}(t) = 1 \end{cases} \quad (11)$$

由式(10)和(11)可得空调制冷系统 4 个变量在 t 时刻下的异常波动特征转换后得到的证据, 分别记为

$e_{T_{in}}(t)$ 、 $e_{T_{out}}(t)$ 、 $e_{P_{in}}(t)$ 和 $e_{P_{out}}(t)$ 。

3.2 基于 ERr-DE 的多变量波动特征融合

考虑到所选的空调制冷系统各变量之间存在一定的非线性相关性, 采用 ERr-DE 模型^[29]对多个相关变量所得到的波动证据进行融合。根据 ERr-DE 模型的融合推理过程可知, 除了式(11)的每条证据外, 该模型中的每条证据还包含 3 个关键参数。

以证据 e_i 为例, 其对应的 3 个关键参数分别为证据的权重 w_i 、证据的可靠度 r_i 和证据的相对总体依赖系数 (RTDC) d_i 。本文中, 证据权重 w_i 采用变异系数法 (CVBW) 从变量 V_i 的原始监测数据序列中计算得到; 证据可靠度 r_i 可采用基于距离的方法^[20]从变量 V_i 的原始监测数据序列中计算得到。根据所求得的同时刻下 4 个变量的证据可靠度 $r_{T_{in}}$ 、 $r_{T_{out}}$ 、 $r_{P_{in}}$ 和 $r_{P_{out}}$ 值, 采用基于证据可靠度的融合顺序确定准则和基于距离相关的证据 RTDC 计算方法^[29], 可计算得到每条证据的 RTDC 值 d_i 。由于上述 3 个参数的计算方法并非本文的研究重点, 其计算过程可参考文献[29,35], 本文不再赘述。

在同时考虑这 3 个参数的情况下, 证据 e_i 的基本概率质量可分配如下:

$$\tilde{m}_{n,i} = \begin{cases} 0, & H_n = \emptyset; \\ c_{rw,i} d_i w_i \beta_{n,i}, & H_n \subseteq \Theta, H_n \neq \emptyset; \\ 1 - c_{rw,i} d_i w_i, & H_n = p(\Theta) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\tilde{m}_{n,i}$ 为证据 e_i 对命题 H_n 的未归一化的概率质量, $n = 1, 2$; $c_{rw,i}$ 为一个归一化系数, $c_{rw,i} = 1/(1 + w_i - r_i)$, 用以确保 $\sum_{H_n \subseteq \Theta} \tilde{m}_{n,i} + m_{p(\Theta),i} = 1$; 下标 i 对应于制冷系统所选取的 4 个变量, 即 $i = 1, 2, 3, 4$ 。

根据文献[29], 多条非独立证据的融合过程可用式(13)~(15)表示。由式(13)计算 i 条证据融合后的置信度:

$$m_{n,e(i)} = [m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_{i-1}] \oplus m_i H_n = \begin{cases} 0, & H_n = \emptyset; \\ \frac{\hat{m}_{n,e(i)}}{\sum_{W \subseteq \Theta} \hat{m}_{W,e(i)} + \hat{m}_{p(\Theta),e(i)}}, & H_n \neq \emptyset \end{cases} \quad (13)$$

式中, m_i 为第 i 条证据指向结果 H_n 的基本概率质量, $m_{n,e(i)}$ 为 i 条证据融合后指向结果 n 的基本概率质量, $\hat{m}_{n,e(i)}$ 、 $\hat{m}_{W,e(i)}$ 、 $\hat{m}_{p(\Theta),e(i)}$ 分别为融合 i 条证据之后指向结果 n 、 W 和幂集 $p(\Theta)$ 的未归一化的基本概率质量。

$\hat{m}_{n,e(i)}$ 的计算式如下:

$$\hat{m}_{n,e(i)} = \sum_{\substack{B \cap C = H_n \\ B, C \subseteq \Theta}} m_{B,e(i-1)} m_{C,i} + \frac{w_i}{\hat{w}_i} (1 - \hat{w}_i) m_{n,e(i-1)} + m_{p(\Theta),e(i-1)} m_{n,i} \quad (14)$$

式中: B 和 C 为包含结果 H_n 的所有集合; $m_{B,e(i-1)}$ 为融合 $i-1$ 条证据之后指向集合 B 的基本概率质量; $m_{C,i}$ 和

$m_{n,i}$ 分别为第 i 条证据指向集合 C 和结果 n 的基本概率质量; $m_{n,e(i-1)}$ 和 $m_{p(\Theta),e(i-1)}$ 分别为融合 $i-1$ 条证据之后指向结果 n 和幂集 $p(\Theta)$ 的基本概率质量; \hat{w}_i 为混合权重, $\hat{w}_i = d_i \cdot w_i / (1 + w_i - r_i)$ 。

$\hat{m}_{p(\Theta),e(i)}$ 的计算式如下:

$$\hat{m}_{p(\Theta),e(i)} = \frac{w_i}{\hat{w}_i} (1 - \hat{w}_i) m_{p(\Theta),e(i-1)} \quad (15)$$

在(13)~(15)中,证据的融合顺序由同一时刻下 4 条证据的可靠度大小确定。

按照确定的融合顺序,通过迭代执行式(12)~(15),可得到同一时刻下 4 条证据融合后的组合置信度 $\beta_{n,e(4)}$:

$$\beta_{n,e(4)} = \begin{cases} 0, H_n = \emptyset; \\ \frac{\hat{m}_{n,e(4)}}{1 - \hat{m}_{p(\Theta),e(4)}}, \forall H_n \subseteq \Theta, H_n \neq \emptyset \end{cases} \quad (16)$$

式中, $n=1, 2$ 。

采用 ERr-DE 模型对空调制冷系统 4 个相关变量的异常波动特征进行融合后,可将系统的总体故障检测结果表示为以下的分布式置信结构形式:

$$e_{(4)}(t) = \{(H_1, \beta_{1,e(4)}(t)), (H_2, \beta_{2,e(4)}(t))\}, \quad \sum_{n=1}^2 \beta_{n,e(4)}(t) = 1 \quad (17)$$

可根据式(17)中不同评价等级的置信度大小,判断空调制冷系统是否存在故障。故障判别准则可描述为:若隶属于等级 H_1 的组合置信度 $\beta_{1,e(4)}(t)$ 大于等于等级 H_2 的组合置信度 $\beta_{2,e(4)}(t)$,则判断系统在该时刻存在故障;否则,若 $\beta_{1,e(4)}(t) < \beta_{2,e(4)}(t)$,则认为系统此时无故障。上述准则可表示为:

$$E(t) = \begin{cases} 0, \beta_{1,e(4)}(t) \geq \beta_{2,e(4)}(t); \\ 1, \beta_{1,e(4)}(t) < \beta_{2,e(4)}(t) \end{cases} \quad (18)$$

综合第 2、3 节可知,本文提出一种面向多变量波动特征融合的空调制冷系统故障检测方法流程为:先采用预测与平滑技术来提取每个变量监测数据的异常波动特征,进而获取每个变量的波动特征证据;在此基础上,采用 ERr-DE 模型实现多个相关变量波动特征证据的有效融合,最终得到空调制冷系统的总体故障检测结果。为便于理解,梳理所提空调制冷系统故障检测整体算法流程如图 1 所示。

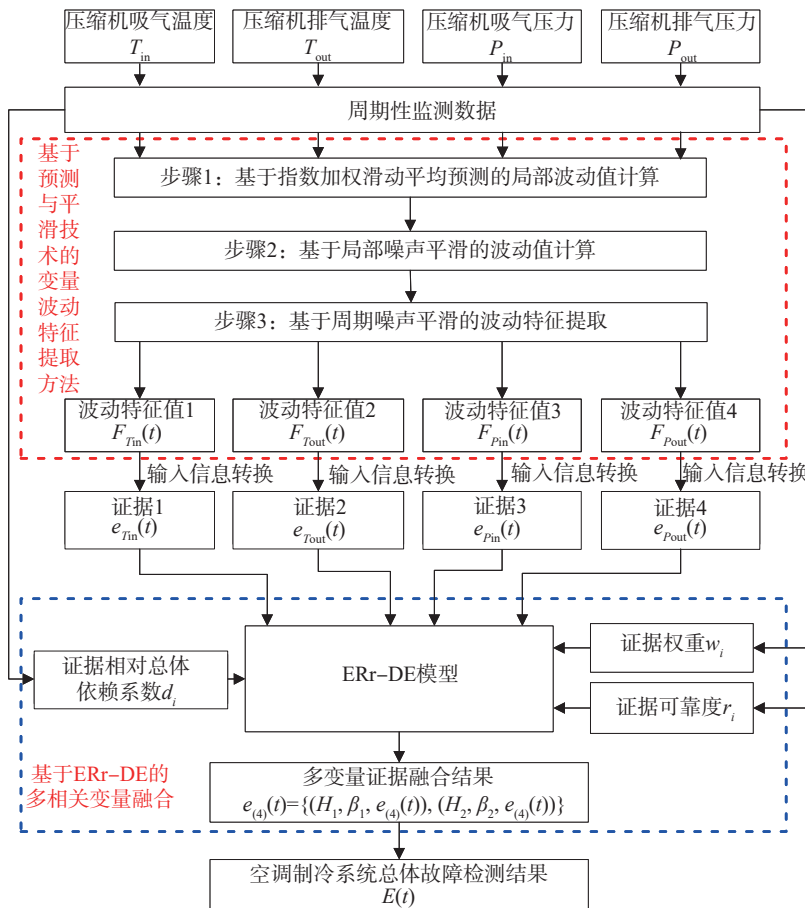


图 1 空调制冷系统故障检测算法流程图

Fig. 1 Flow chart of fault detection algorithm for air conditioning refrigeration system

4 案例实验与分析

以某型号空调制冷系统为例,采用所提方法对该系统进行故障检测实验,以验证所提方法的有效性和优越性。

4.1 各变量的波动特征提取实验

采用第 2 节所提预测与平滑技术可实现对每个变量监测数据的波动特征提取。所提取的制冷系统 4 个

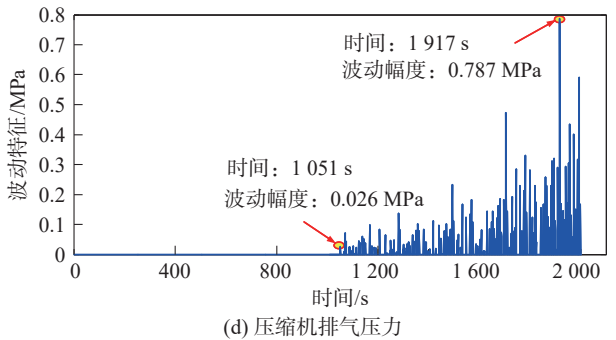
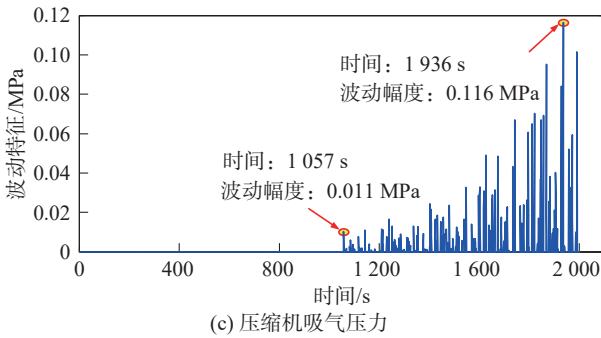
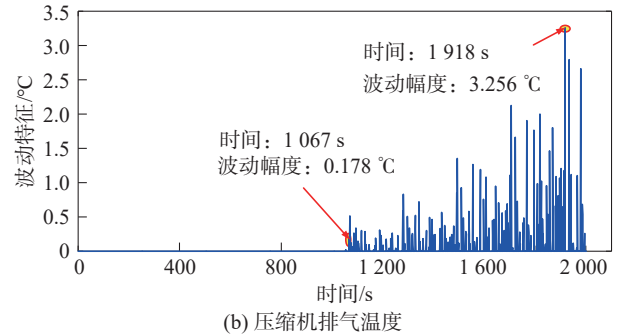
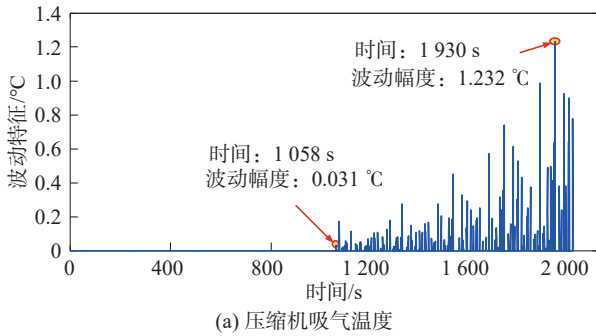


图 2 各变量的波动特征

Fig. 2 Fluctuation characteristic of each variable

4.2 各变量的证据及参数计算实验

根据空调制冷系统长期运行期间积累的经验知识,各变量在“正常”和“故障”等级下的参考值由系统运维管理专家进行设定,各参考值的设置如表 1 所示。

表 1 各变量在不同等级下的参考值

Tab. 1 Reference values of each variable at different grades

变量	T_{in}	T_{out}	P_{in}	P_{out}
“正常”	0	0	0	0
“故障”	0.4	1.0	0.04	0.3

根据表 1 中各变量在不同等级下的参考值,采用式(10)的输入信息转换方法,将提取出的各变量波动特征进行转换后,可得到其在不同时刻下隶属于“正常”和“故障”两个等级的置信度如图 3(a)~(d) 所示。

以图 3(a)为例:在第 1068 s 前,压缩机吸气温度隶属于“正常”等级 H_1 的置信度始终为 1,而隶属于“故障”等级 H_2 的置信度为 0。此时刻后,隶属于 H_2 的

变量的波动特征如图 2(a)~(d) 所示。

以图 2(a)为例,由压缩机吸气温度 T_{in} 的波动特征可知:在第 1058 s 前,其波动幅度始终为 0;自第 1058 s 开始,波动幅度开始增大,此后波动幅值逐渐增大;至第 1930 s,幅值增至 1.232。由图 2(b)~(d) 可知,其余 3 个变量的波动特征也基本符合上述变化过程,不同之处在于各变量的开始波动时刻及最大幅值时刻均不同。因此,根据单一变量判断系统故障存在决策困难。

置信度开始逐渐增大。由此可见,随着时间的推移,变量 T_{in} 的波动程度越来越大,该变量所生成的证据表明其隶属于“故障”的置信度越大。

由图 3(b)~(d) 可知,在其余 3 个变量的初始置信度变化过程中也表现出了相似特点。

此外,本文采用 CVBW 方法可计算得到各变量的证据权重如图 4 所示。图 4 显示各变量权重经过多组数据计算得到的权重波动较小,其中, P_{in} 的证据权重最高, T_{in} 、 T_{out} 次之, P_{out} 最低。

采用基于距离的方法可求得各变量的证据可靠度,如图 5 所示。由图 5 可见: T_{in} 、 T_{out} 的证据可靠度前期稳定在 1.0,后期下降; P_{in} 、 P_{out} 则在 0.6~1.0 间波动。

依据证据可靠度确定各相关变量的融合顺序,并采用基于距离相关的方法,可计算得到各变量的证据 RTDC 值如图 6 所示。

由图 6 可见,各变量的 RTDC 值都集中在 0.5~1.0 区间,多数变量在 0.8~1.0 区间。

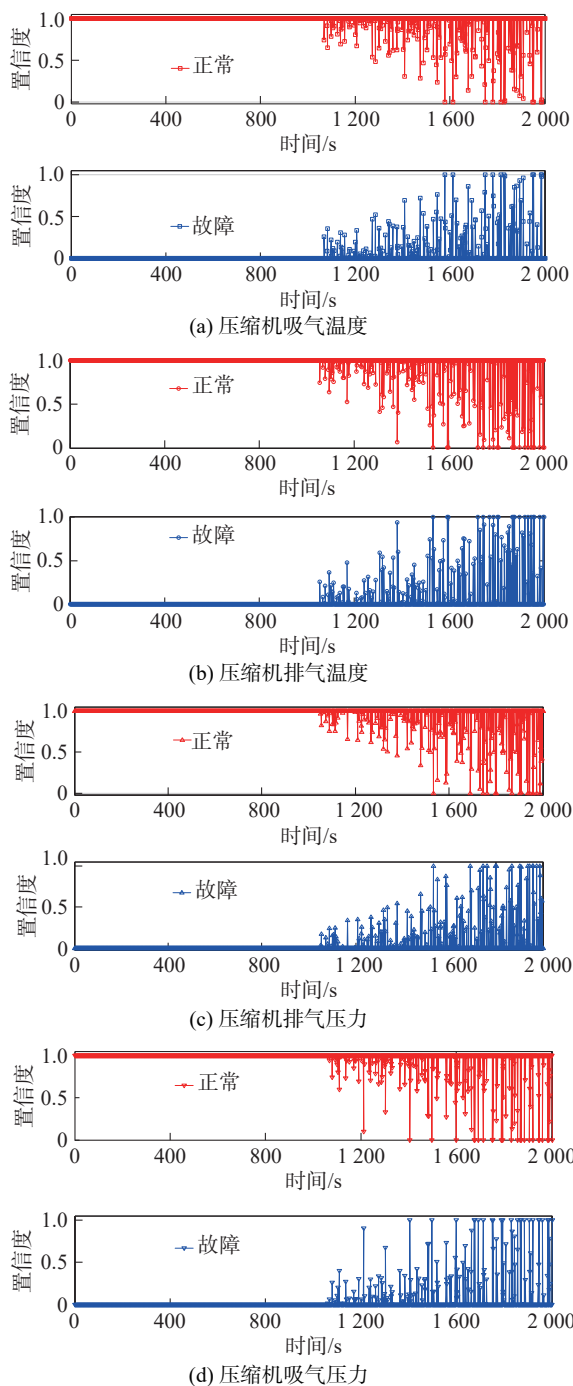


图3 各变量的初始置信度

Fig. 3 Initial belief degrees of each variable

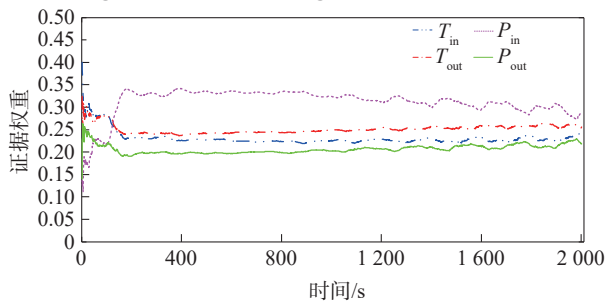


图4 各变量的证据权重

Fig. 4 Evidence weights of each variable

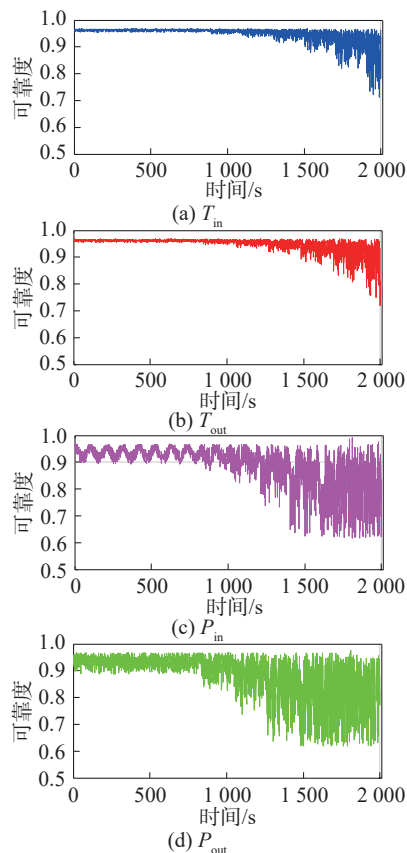


图5 各变量的证据可靠度

Fig. 5 Evidence reliabilities of each variable

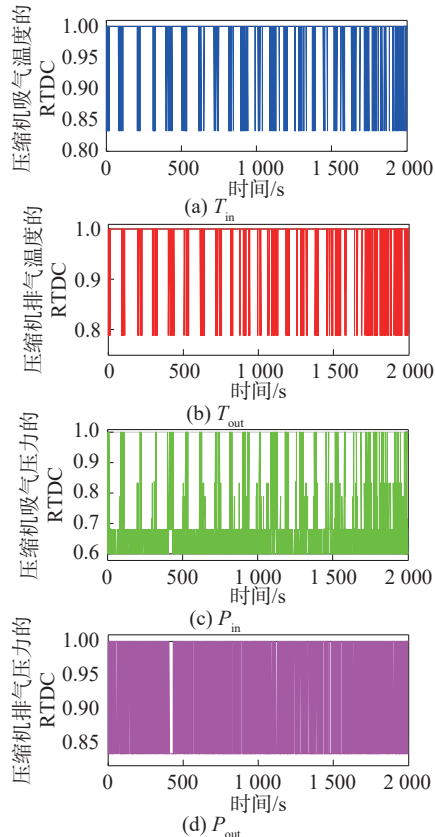


图6 各变量的证据RTDC值

Fig. 6 RTDCs of each variable

4.3 多变量融合后的故障检测实验

采用 ERr-DE 方法^[29]对空调制冷系统的 4 个变量所生成的证据进行融合后,可得到不同时刻下制冷系统隶属于“正常”和“故障”的融合置信度如图 7 所示。

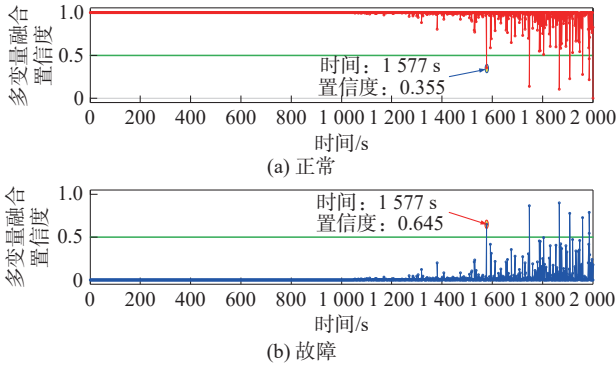


图 7 多变量波动特征融合后的故障检测置信度

Fig. 7 Belief degrees of fault detection after multivariate fluctuation feature fusion

根据式(18)中的故障检测准则,可检测出制冷系统的首次故障时刻在第 1 577 s 处,此时有 $\beta_{1,e(4)}(1\ 577) < \beta_{2,e(4)}(1\ 577)$ 。此后,可检测出系统分别在第 1 748、1 867、1 909、1 960、1 985 和 1 986 s 等 6 个时刻产生了故障。进一步地,从制冷系统运行状态分析层面看,不难发现随着时间的推移,自第 1 319 s 后,系统隶属于“正常”状态的置信度开始逐渐减小,隶属于“故障”状态的置信度逐渐增大,这表明系统的运行状态逐渐偏离“正常”状态,而趋向于“故障”状态。这也能够为管理人员掌握系统的实际运行状态提供间接的参考依据。

值得注意的是,虽然制冷系统多变量融合后的故障检测结果与单一变量的初始置信度检测结果中的故障时刻不完全相同,例如:如图 3(a)所示,变量 T_{in} 的初始置信度表明, $\beta_{1,T_{in}}(1\ 285) < \beta_{2,T_{in}}(1\ 285)$,即检测出其首次故障时刻为第 1 285 s;但图 7 中,制冷系统的多变量融合结果中检测出的首次故障时刻为第 1 577 s,此时 $\beta_{2,T_{in}}(1\ 577) = 1$,即当系统检测出首次故障时,变量 T_{in} 的波动程度隶属于“故障”状态的置信度为 1。也就是说,当系统出现故障时,某单变量的故障状态可能会变得更为严重。

虽然,从单变量层面和系统层面检测出的故障时刻不完全相同,但是,从系统层面判断其故障更能反映其总体运行状态。工程实践中,某个单一变量监测数据异常的情况下,可能并不影响系统的总体运行。空调系统管理人员除需要掌握单一变量的故障状态外,更应关注系统的总体故障状态。因此,利用本文所提方法不仅能够获得系统单一变量的故障检测结果,还能融合得到系统的总体故障检测结果,有利于系统管理人员从不同层面全面掌握系统的故障状态。具体

地,可利用单一变量故障检测结果发现系统的早期异常征兆,为一线值班人员提供报警依据;还可利用融合后的总体故障检测结果实现系统的整体运行状态检测,为系统运维策略优化提供决策依据。

为了验证方法的优越性,本文选择了模糊推理理论、深度学习、置信规则库方法作为故障监测的比较方法与本文方法进行对比实验,各方法的诊断准确率如表 2 所示。

表 2 本文方法与其他方法诊断准确率的对比

Tab. 2 Comparison of diagnostic accuracy between the proposed method and other methods

方法	诊断准确率/%
置信规则库	67.75
深度学习	84.75
模糊推理理论	86.75
本文 ERr-DE 方法	98.50

由表 2 可知:与模糊推理理论和神经网络理论相比,本文方法的诊断准确率分别提高了 15.75% 和 13.75%;相较于置信规则库方法,本文方法的诊断准确率提高了 30.75%。因此,基于 ERr-DE 方法的诊断模型的性能优于其他方法。

5 结 论

本文提出了一种新的空调制冷系统故障检测方法。基于预测与平滑技术提取了系统单个变量时间序列的波动特征;在此基础上,基于 ERr-DE 模型实现了制冷系统多相关变量所生成证据的有效融合,得到系统的总体故障检测结果。将所提方法应用于某型号空调制冷系统的故障检测实验,验证了其有效性。所得结果能够使系统运维管理人员从不同层面把握系统的故障状态,为系统的早期异常报警及总体运行维护提供决策依据。后续,还需考虑将空调制冷系统的更多监测变量纳入故障检测及运行状态评估任务中,进一步开展相关方法研究,为系统健康管理奠定基础。

参考文献:

- [1] Lane K, Smalls-Mantey L, Hernández D, et al. Extreme heat and COVID-19 in New York City: An evaluation of a large air conditioner distribution program to address compounded public health risks in summer 2020[J]. Journal of Urban Health, 2023, 100(2): 290-302.
- [2] Ding Yifan, Xi Weimin, Ma Yahui, et al. Research on large-scale air-conditioning loads participating in peak shaving [J]. Earth and Environmental Science, 2021, 831(1): 012032.
- [3] Li Guolin. Research on air conditioner fault prediction based on deep learning[D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2019. [李果林. 基于深度学习的空调故障预测

- 研究[D].成都:西南石油大学,2019.]
- [4] Mu Kang, Liu Jing, Lu Zhen, et al. Analysis of heat rejection from an actual large-scale air-conditioned office building by field measurements and numerical simulations [J]. *Energy and Buildings*, 2016, 111: 369–379.
- [5] Huang Yueheng. Large air conditioning unit equipment fault analysis and health management system technology research [D]. Xi'an: Xidian University, 2022. [黄悦恒. 大型空调机组设备故障分析与健康管理技术系统研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2022.]
- [6] Babadi Soltanzadeh M, Ouf M M, Nik-Bakht M, et al. Fault detection and diagnosis in light commercial buildings' HVAC systems: A comprehensive framework, application, and performance evaluation [J]. *Energy and Buildings*, 2024, 316: 114341.
- [7] Fan Cheng, He Weilin, Liu Yichen, et al. A novel image-based transfer learning framework for cross-domain HVAC fault diagnosis: From multi-source data integration to knowledge sharing strategies [J]. *Energy and Buildings*, 2022, 262: 111995.
- [8] Sulaiman N. Fault detection and diagnosis of air-conditioning system using long short-term memory recurrent neural network [J]. *Przeegląd Elektrotechniczny*, 2023, 1(9): 115–119.
- [9] Tudoroiu N, Zaheeruddin M, Tudoroiu E R, et al. Fault detection and diagnosis (FDD) in heating ventilation air conditioning systems (HVAC) using an interactive multiple model augmented unscented Kalman filter (IMMAUKF) [C] // Proceedings of the 2008 Conference on Human System Interactions. Krakow: IEEE, 2008: 334–339.
- [10] Lee K P, Wu B H, Peng Shilin. Deep-learning-based fault detection and diagnosis of air-handling units [J]. *Building and Environment*, 2019, 157: 24–33.
- [11] Yang Siyu, Yang Xuebin, Li Xinhai, et al. On-line training strategy for valve stuck fault detection threshold of VAV air conditioning [J]. *Journal of Donghua University (Natural Science Edition)*, 2023, 49(4): 123–129. [杨思钰, 杨学宾, 李鑫海, 等. 变风量空调阀门卡死故障检测阈值在线训练策略[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2023, 49(4): 123–129.]
- [12] Li Tingting. Research on general fault detection and diagnosis methods for heating, ventilation and air conditioning systems [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022. [李婷婷. 暖通空调系统通用性故障检测与诊断方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.]
- [13] Zhang Chaobo. Research on knowledge-and-data-driven fault detection and diagnosis methods for heating, ventilation and air conditioning systems [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022. [章超波. 知识-数据驱动的暖通空调系统故障检测与诊断方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.]
- [14] Wang Shuting. Research on fault detection and diagnosis of all air air conditioning systems using bayesian network-based diagnostic units [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021. [王姝婷. 基于贝叶斯网络单元的全空气空调系统故障检测与诊断方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.]
- [15] Zhang Hui, Yang Xuebin, Fang Xing, et al. A fault detection and diagnosis technology for chilled water valve based on Bayesian network [J]. *Journal of Donghua University (Natural Science Edition)*, 2020, 46(1): 141–147. [张慧, 杨学宾, 方兴, 等. 基于贝叶斯网络的空调冷水阀故障检测与诊断[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2020, 46(1): 141–147.]
- [16] Wang Yuan. Research on fault detection and diagnosis strategy of vav air-conditioning system: A case study of five AHU faults [D]. Xi'an: Chang'an University, 2020. [王元. 变风量空调系统故障检测与诊断策略研究——以AHU常见五种故障为例[D]. 西安: 长安大学, 2020.]
- [17] Cheng Daheng. Experimental and theoretical research on integrated fault detection and diagnosis model for two faults in VRF System based on 1-D CNN [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020. [程亨达. 多联机空调系统 1-D CNN 双故障检测及诊断综合模型实验及理论研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.]
- [18] Wang Xiansheng, Yan Ke. Fault detection and diagnosis of HVAC system based on federated learning [J]. *Computer Science*, 2022, 49(12): 74–80. [王先圣, 严珂. 基于联邦学习的暖通空调系统故障检测与诊断[J]. 计算机科学, 2022, 49(12): 74–80.]
- [19] Sun Xueting. Research on air-condition fault detection algorithm based on deep learning [D]. Beijing: China Jiliang University, 2022. [孙学腾. 基于深度学习的空调故障检测算法研究[D]. 北京: 中国计量大学, 2022.]
- [20] Shan Biao, Du Jun, Shang Liangliang. Fault detection and diagnosis of sensors in air-conditioning system based on improved PCA method [J]. *Control Engineering of China*, 2020, 27(4): 765–770. [单彪, 堵俊, 商亮亮. 基于改进PCA空调系统传感器故障检测与诊断[J]. 控制工程, 2020, 27(4): 765–770.]
- [21] Zhang Shuangshuang, Chen Huanxin, Zhang Hongtao, et al. Sensor fault detection and diagnosis of air-conditioning system based on improved principal component analysis method [J]. *Journal of Refrigeration*, 2020, 41(1): 147–153. [张爽爽, 陈焕新, 张弘韬, 等. 基于改进主元分析方法的空调系统传感器故障检测和诊断研究[J]. 制冷学报, 2020, 41(1): 147–153.]
- [22] Guo Pengwei, Meng Weina, Bao Yi. Knowledge graph-guided data-driven design of ultra-high-performance concrete (UHPC) with interpretability and physicochemical reaction discovery capability [J]. *Construction and Building Materials*, 2024, 430: 136502.

- [23] Li Xiayang, Liu Chang, Yang Xiaoyang, et al. A fault diagnosis strategy for track circuits based on data-knowledge collaboratively driven[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2024, 21(12):5276–5288. [李夏洋, 刘倡, 杨晓锋等. 基于数据-知识协同驱动的轨道电路故障诊断策略[J]. *铁道科学与工程学报*, 2024, 21(12):5276–5288.]
- [24] Provost F, Fawcett T. Data science and its relationship to big data and data-driven decision making[J]. *Big Data*, 2013, 1(1):51–59.
- [25] Xu Dandan, Zhang Di. Diagnosis and inference of spindle faults in CNC machine tools based on data-driven and ontology modeling[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2024, 52(12):244–252. [徐丹丹, 张帝. 基于数据驱动和本体建模的数控机床主轴故障诊断与推理[J]. *机床与液压*, 2024, 52(12):244–252.]
- [26] Yang Jianbo, Xu Dongling. Evidential reasoning rule for evidence combination[J]. *Artificial Intelligence*, 2013, 205:1–29.
- [27] Su Xiaoyan, Han Wenhua, Xu Peida, et al. Review of combining dependent evidence[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(6):1345–1351. [苏晓燕, 韩文花, 许培达, 等. 相关证据融合综述[J]. *系统工程与电子技术*, 2016, 38(6):1345–1351.]
- [28] Weng Xu, Xu Xiaobin, Feng Jing, et al. A correlation analysis-based multivariate alarm method with maximum likelihood evidential reasoning[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(4):4974–4986.
- [29] Zhang Peng, Zhou Zhijie, Tang Shuaiwen, et al. On the evidential reasoning rule for dependent evidence combination [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2023, 36(5):306–327.
- [30] 曾青中, 邓景山. 车辆空调与制冷装置[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2008.
- [31] Zhang Guangye. Study on failure and fault diagnosis of urban rail vehicle air conditioning system[D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2013. [张广也. 城市轨道交通制冷系统的失效及故障诊断研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2013.]
- [32] Wu Yanhua. Research on the AFDR-based multivariate EWMA chart[D]. Ji'nan: Shandong University of Finance and Economics, 2017. [武艳华. 基于改进错误发现率方法的多元指数加权滑动平均控制图的研究[D]. 济南: 山东财经大学, 2017.]
- [33] Li Jia, Di Shimin, Shen Yanyan, et al. FluxEV: A fast and effective unsupervised framework for time-series anomaly detection[C]//Proceedings of the 14th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. New York: ACM, 2021:824–832.
- [34] Yang Jianbo. Rule and utility based evidential reasoning approach for multiattribute decision analysis under uncertainties[J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 131(1):31–61.
- [35] Tang Shuaiwen, Zhou Zhijie, Hu Changhua, et al. A new evidential reasoning rule-based safety assessment method with sensor reliability for complex systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(5):4027–4038.

Fault Detection for Air Conditioning Refrigeration Systems Based on Multivariate Fluctuation Feature Fusion

HAN Xiaoxia¹, SONG Tao¹, SUN Yijie^{2*}, CAO Zhe³, WANG Yang³

(1. Combat Support College, Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China;

2. Institute of Missile Engineering, Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China;

3. Graduate School, Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract:

Objective The fault detection results of the selected parameters require effective fusion to obtain comprehensive system detection results to accurately monitor faults occurring during the operation of the air-conditioning and refrigeration system. Considering the nonlinear and non-Gaussian variation characteristics of temperature and pressure in the selected parameter variables, extracting the abnormal fluctuation characteristics of the air-conditioning and refrigeration system from individual variables becomes the primary problem addressed. Because single-variable monitoring data are susceptible to wild values, noise, and other disturbances, relying only on a single variable to detect faults in the air-conditioning system can produce inaccurate results. Therefore, integrating the fluctuation characteristics of multiple related variables of the air-conditioning and refrigeration system based on the abnormal fluctuation characteristics of each variable using appropriate methods to obtain the overall fault detection results of the system, becomes another problem addressed in this study. Therefore, this research proposes a multivariate fluctuation fusion-oriented fault detection method for air-conditioning and refrigeration systems based on the research concept of “single-variable first, and then overall”.

Methods This study proposed a fault detection method for air conditioning and refrigeration systems based on the fusion of multivariate fluctuation features. First, the abnormal fluctuation characteristics of a single variable were extracted through prediction and smoothing techniques to achieve the Gaussianization of non-Gaussian variables and obtain fault detection evidence that reflected the fluctuation characteristics of the variable. Second, the nonlinear correlation among multiple variables in the air conditioning system was captured using the distance correlation coefficient

cient (dCor). Finally, the evidential reasoning rule with dependent evidence (ERr-DE) method was utilized to fuse the fluctuation characteristic evidence of multiple related variables in the air conditioning system to obtain the overall fault detection results at the system level. The main innovations of the study included 1) the proposed fluctuation feature extraction method for non-Gaussian univariate variables based on prediction and smoothing techniques, which achieved the Gaussianization transformation of monitoring data for non-Gaussian variables in the air conditioning system, extracted the fluctuation features of univariate variables, and provided the basis for fault detection at the univariate level, and 2) the adoption of a correlation evidence inference method to effectively fuse fluctuation features of multiple relevant variables in the air conditioning system to obtain overall fault detection results at the system level, which provided a new solution for fault detection in air conditioning and refrigeration systems.

Results and Discussions This study verified the effectiveness of the proposed method through experiments and analyzed its advantages in detecting system faults at different levels. It also provided a basis for optimizing the operation and maintenance management of air conditioning and refrigeration systems. In this study, fuzzy inference theory, deep learning, and confidence rule base methods were selected as comparative approaches for fault monitoring. Compared to fuzzy inference theory and neural network theory, the diagnostic accuracy improved by 15.75% and 13.75%, respectively. Compared to the confidence rule base method, the accuracy improved by 30.75%. Therefore, the comparison experiments indicated that the performance of the diagnostic model based on the ERr-DE method was superior to other methods. In addition, the method proposed in this study not only obtained fault detection results for individual system variables but also fused them to generate overall fault detection results for the system. This capability allowed system managers to comprehensively understand the fault status of the system at different levels. Specifically, the single-variable fault detection results were utilized to detect early signs of system abnormalities, providing alarms for front-line duty personnel. In addition, the fused overall fault detection results were utilized to assess the overall operational status of the system, which provided a basis for decision-making when optimizing system operation and maintenance strategies.

Conclusions This study proposes a new fault detection method for air-conditioning and refrigeration systems. The method is based on prediction and smoothing techniques to extract the fluctuation characteristics of the system's single-variable time series. On this basis, the ERr-DE model is employed to achieve effective fusion of evidence generated by the refrigeration system's multi-correlation variables and to obtain the overall fault detection results of the system. The proposed method is applied to a fault detection experiment of a certain type of air-conditioning refrigeration system to verify its effectiveness. The obtained results enable system operation and maintenance managers to understand the fault status of the system at different levels, providing a reliable decision-making basis for early abnormal alarms and the overall operation and maintenance of the system.

Key words: air conditioning refrigeration system; fault detection; fluctuation feature extraction; evidence reasoning rule with dependent evidence; feature fusion

(编辑 赵 婧)

引用格式: Han Xiaoxia, Song Tao, Sun Yijie, et al. Fault detection for air conditioning refrigeration systems based on multivariate fluctuation feature fusion[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2026, 58(2): 361-371. [韩晓霞, 宋涛, 孙一杰, 等. 基于多变量波动特征融合的空调制冷系统故障检测[J]. *工程科学与技术*, 2026, 58(2): 361-371.]