

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306845

# 基于递推 PCA 的变工况中央空调系统故障诊断\*

彭家浩 邱爱兵 缪杰 王寅涛 彭晓京

(南通大学电气工程学院 南通 226019)

**摘要:** 由于节能以及用户需求等原因,中央空调系统(HVAC)设定温度和风量等工况时常发生改变,这会导致系统模态发生变化,给故障诊断增加难度。为此开展了中央空调变工况下的故障诊断方法研究,首先为了准确模拟 HVAC 系统变工况及其典型故障,通过专用建筑能源模拟器 TRNSYS 软件进行建模,并实时采集 HVAC 系统各传感器数据,随后针对传统 PCA 算法模型无法适应系统工况变化,容易出现大量误报的问题,发展一种递推主元分析(RPCA)方法,通过利用传感器输出的新数据在线更新原始的 PCA 模型,即对数据矩阵的均值、方差等进行更新,解决了 HVAC 系统变工况时参数动态变化所引发的误报的问题,最后基于 TRNSYS 和 MATLAB 联合仿真,验证了所提方法的有效性和优越性。

**关键词:** 中央空调系统;变工况;故障诊断;递推主元分析

**中图分类号:** TN081;TP277; **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 学科分类代码:520.1040

## Fault diagnosis of HVAC in variable operating mode based on recursive PCA

Peng Jiahao Qiu Aibing Miao Jie Wang Yintao Peng Xiaojing

(College of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)

**Abstract:** Due to energy conservation and user needs, the set temperature and air volume of HVAC often change, which can lead to operating mode change and thus increase the difficulty of fault diagnosis. In this paper, research on fault diagnosis methods for HVAC under variable operating mode is carried out. Firstly, in order to accurately simulate the variable operating mode and typical faults of the HVAC system, a dedicated building energy simulator software TRNSYS is used for modeling of HVAC in various operating modes. Secondly, considering that the traditional PCA algorithm model, once established, could not be updated online thus cannot deal with the changes in system operating modes and generally leads to a large number of false alarms, a recursive principal component analysis (RPCA) method is developed for fault diagnosis of HVAC in varying operating modes to reduce false alarm by updating key parameters including mean and variance online. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed method are verified by the joint simulation of TRNSYS and MATLAB.

**Keywords:** HVAC; variable operating mode; fault diagnosis; recursive principal component analysis

## 0 引言

中央空调(HVAC)是建筑能耗第一大户,据《2022年中国建筑能耗研究报告》显示,HVAC系统能耗占建筑总能耗的50%~60%左右<sup>[1]</sup>。空调系统在长时间运行中,由于部件性能下降、维护不及时等原因,会发生如传

感器漂移、风阀等执行机构卡死、管道结垢等各类故障<sup>[2-5]</sup>,这些故障会直接影响环境舒适度并增加能耗<sup>[6]</sup>。据美国能源署报告显示,HVAC系统发生的故障使得其能耗增加15%~30%<sup>[7]</sup>,如能及时发现并采取维护措施,不仅能够减少系统能耗,而且能降低运行费用和系统维护成本。因此,HVAC系统的故障诊断研究受到了工业界和学术界的广泛持续关注<sup>[8]</sup>。

收稿日期:2023-08-23 Received Date: 2023-08-23

\* 基金项目:国家自然科学基金(62273188,U2066203)、江苏省六大人才高峰项目(XYDXX-091)、江苏省高校“青蓝工程”优秀教学团队项目资助

HVAC 系统的故障诊断方法一般可分为基于模型和数据驱动两种<sup>[9]</sup>,其中基于模型的方法使用“模型的先验知识”来生成期望结果和实际操作测量之间的差异从而诊断故障。然而,HVAC 一般是由空气处理机组、末端装置等机电系统及相应的监测系统等组成,难以对其进行精确数学建模,这限制了模型方法在实际中的应用。数据驱动的方法无需对 HVAC 系统进行精确建模,直接基于传感器测量数据进行故障诊断,为故障诊断带来方便,因此该方法受到更多欢迎,在诸多数据驱动方法中,主元分析 (principal component analysis, PCA) 方法由于其能将 HVAC 采集的庞大数据进行降维处理,受到了较多关注<sup>[10]</sup>。文献[11]针对 HVAC 中 VAV 的传感器故障,提出了 PCA 和指数加权法则相结合的方法,解决了系统非线性问题。文献[12]根据实际空调系统的温湿度传感器数据并结合能量方程分析焓值,验证了 PCA 模型的准确性。文献[13]对空气源热泵冷水机组以及加热机组建立 PCA 模型,并结合实际建筑证实了模型的准确性。文献[14]将基于专家的变量解耦方法和 PCA 方法进行结合,实现了空气处理单元的多个故障隔离和定位。然而上述数据驱动方法甚少考虑到空调系统变工况的情况。空调在实际运行过程中,由于节能要求、用户需要等原因,空调设定温度和风量等工况时常发生变化<sup>[15-17]</sup>,上述基于 PCA 的故障诊断方法难以将正常工况变化与故障情况区分,进而增加了误报,给故障诊断带来很大的难度。

为此,本文针对 HVAC 系统变工况场景,开展基于数据驱动的故障诊断方法研究。首先基于 TRNSYS 搭建了一个多区域的 HVAC 系统模型<sup>[18-20]</sup>,并对其变工况及其故障进行模拟,然后实时采集 HVAC 系统各传感器数据,针对传统 PCA 方法容易出现大量误报的问题,发展了一种递推主元分析 (RPCA) 的方法,其能够利用传感器输出的新数据在线修正原始 PCA 模型<sup>[21-22]</sup>,即对数据矩阵的均值、方差等进行递推更新,通过仿真实验表明,与传统的 PCA 方法相比,该方法能更好的适用于变工况的 HVAC 系统。

## 1 基于 TRNSYS 软件的 HVAC 建模

### 1.1 中央空调系统多工况运行建模

利用 TRNSYS 软件对上海地区某办公建筑搭建模型,选择建立同一楼层的 4 间办公区域,如图 1 所示。通过在 TRNSYS 中的 Building Project 中设置初始房间温度、房间内人员等参数后,可生成如图 2 所示的多区域建筑模型。本文考虑图 3 所示变风量空调系统,并基于该结构在 TRNSYS 中搭建 HVAC 系统,如图 4 所示。

本文在 TRNSYS 中设计了 3 种情况来模拟工况的变

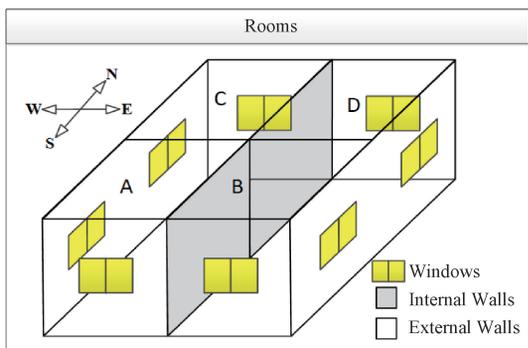


图 1 空调区域平面图

Fig. 1 Air conditioning area plan

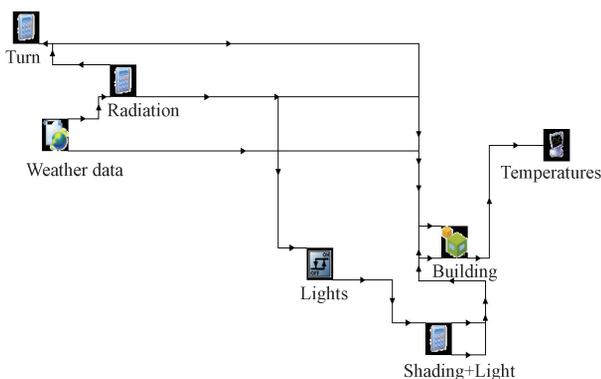


图 2 多区域建筑模型

Fig. 2 Multi regional building model

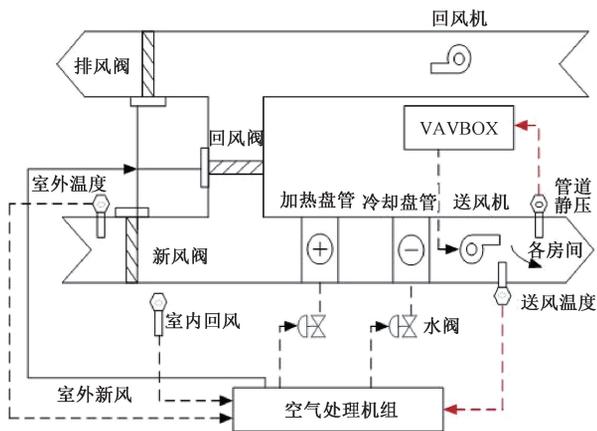


图 3 HVAC 系统工作结构

Fig. 3 Working structure diagram for HVAC

化:1)改变室温控制器设定值;2)改变风量控制器的设定值;3)改变冷冻水出水温度的设定值。改变后各个房间参数的逐时变化如图 5~7 所示。

由图 5 可以看出各个房间温度经过缓慢变化达到所设定的温度,由于房间温度降低,空气中最大的饱和水蒸气会减少,相对湿度相应上升。当中央空调系统设定温

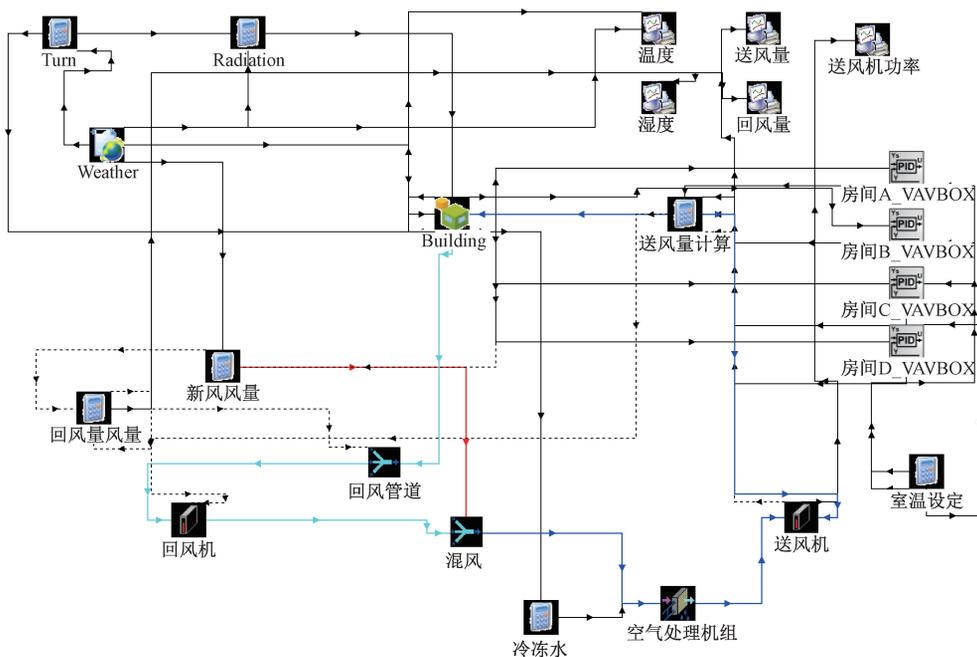


图 4 HVAC 系统的 TRNSYS 模型  
Fig. 4 TRNSYS model for HVAC systems

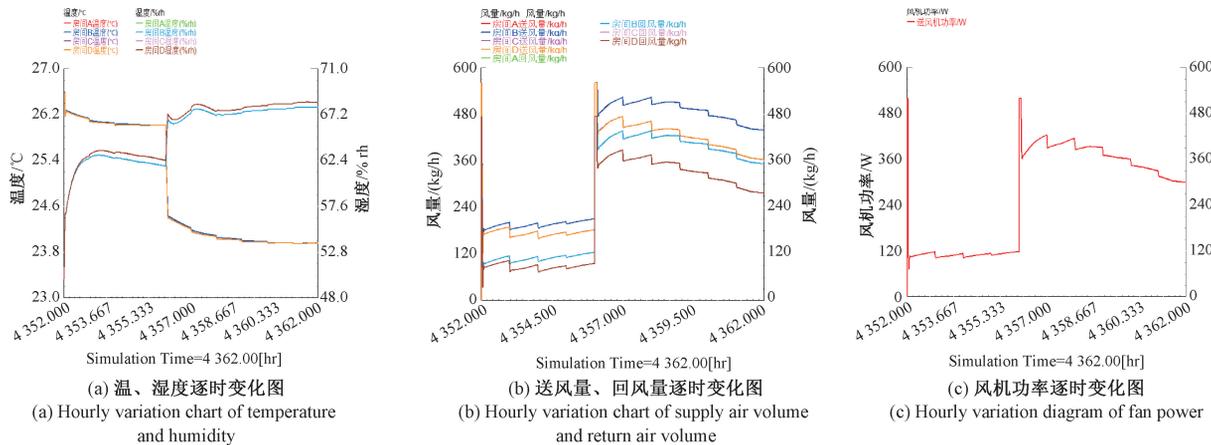


图 5 温度改变时各参数逐时变化图

Fig. 5 Hourly variation chart of various parameters when temperature change

度突然降低时,房间的制冷要求大幅度增加,因此房间需要更多的送风量来降低室温,相应的系统送风机功率、房间回风量也会增加。

由图 6 可以看出当中央空调系统减少各个房间所设定送风量时,空调制冷要求变低,体现在各个房间的温度有所升高,随着房间温度的升高,空气中最大的饱和水蒸气会增加,相对湿度会相应的降低。由于设定的风量减少,各个房间产生的回风量会相应降低,系统送风机功率减少。

由图 7 可以看出当中央空调系统冷冻水供水升高较小温度时对室温影响不太明显,但对房间的除湿能力下

降,因此房间相对湿度变大。为了维持室温,各个房间需要更多的风量流动,因此房间送风量、回风量呈明显递增趋势,系统送风机功率也相应升高。

### 1.2 中央空调系统故障建模

根据故障发生位置的不同,中央空调系统中的故障可分为执行器故障、设备故障、传感器故障和控制器故障 4 种类型<sup>[23]</sup>,其中传感器精度下降和偏置、执行器卡死、管道结垢故障等为常见故障,本文主要就此 3 种典型故障进行研究。

传感器精度下降故障和偏置故障可描述为:

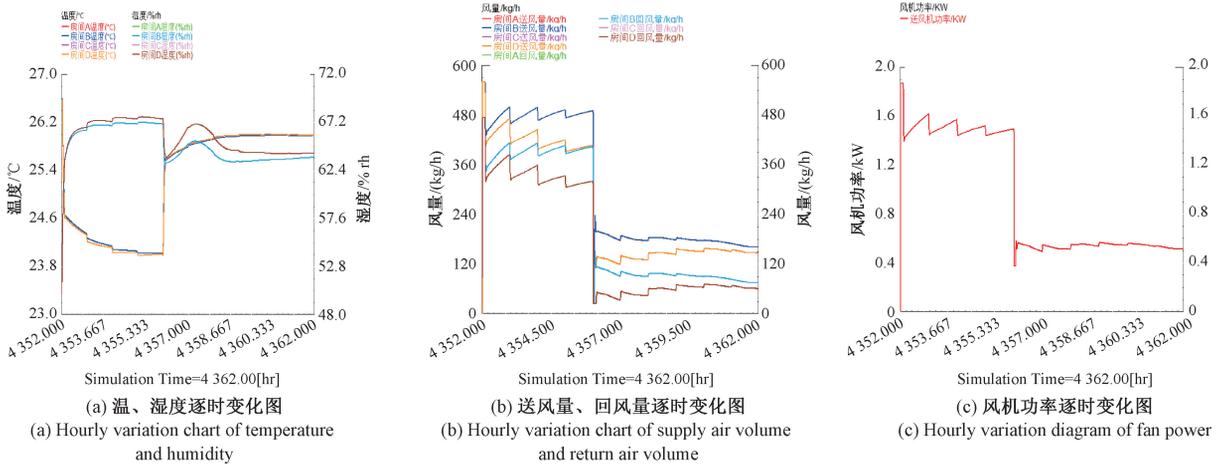


图 6 风量改变时各参数逐时变化图

Fig. 6 Hourly variation chart of various parameters when air volume changes

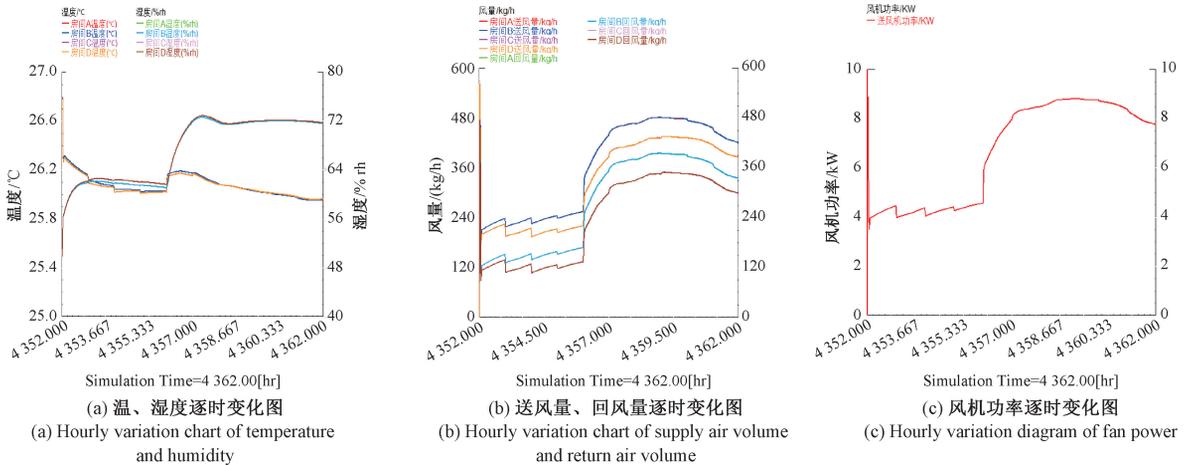


图 7 冷冻水温度改变时各参数逐时变化图

Fig. 7 Hourly variation chart of various parameters when the temperature of chilled water changes

$$Y_{out} = \begin{cases} X_{in} + N, t \geq T (\text{故障时}) \\ X_{in}, t < T (\text{无故障}) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $Y_{out}$  表示传感器测量值;  $X_{in}$  表示实际系统中的状态(实际值);  $N \sim N(d, \sigma^2)$ ,  $d \neq 0, \sigma^2 = 0$  表示偏置故障;  $d = 0, \sigma^2 \neq 0$  表示精度下降故障;两者都不为零表示并发故障;  $t$  表示系统运行的时间;  $T$  表示故障发生的时间。

图 8 给出了传感器发生故障时效果图。可以看出, 房间 A 发生传感器偏置故障; 房间 B 发生传感器精度下降故障。传感器精度下降故障时一般会致室温的动态变化; 传感器偏置故障时, 单个房间温度传感器的偏置故障会影响相应的房间温度, 对其他 3 个房间的影响可以被忽略。

阀门卡死故障可描述为:

$$\eta = \begin{cases} R, t \geq T (\text{故障时}) \\ u, t < T (\text{无故障}) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\eta$  为阀门的打开程度;  $R$  为阀门卡死时的固定值;  $u$  为阀门接受到的控制信号。

图 9 给出了房间 C 风阀卡死 (30%) 时故障效果图。可以看出, 当房间 C 风阀卡死在一个较小值时其室温 (如图 9(a)) 的变化不明显, 图 9(b) 表示风阀卡死故障时 4 个房间送风量逐时变化图, 当房间 C 风阀卡死在一个固定值时房间 C 的送风量随时间保持不变。

管道结垢故障可描述为:

$$O = \begin{cases} (1 - V) \cdot O_{max}, t \geq T (\text{故障时}) \\ O_{max}, t < T (\text{无故障}) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $(1 - V)$  表示管道运输效率,  $V$  表示管道性能下降的百分比;  $O$  表示管道系统的实际流量;  $O_{max}$  表示管道系统的设计流量。

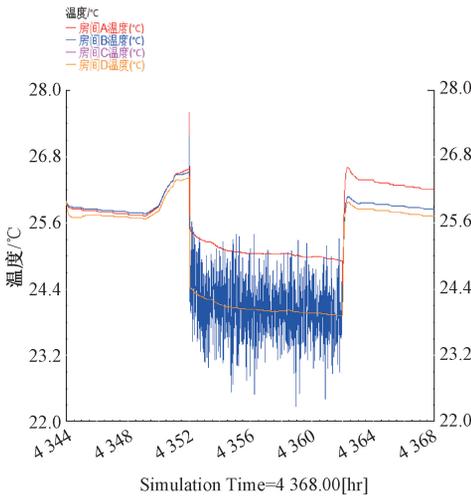
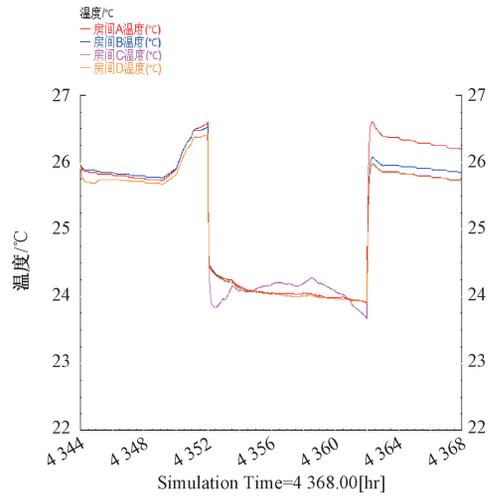
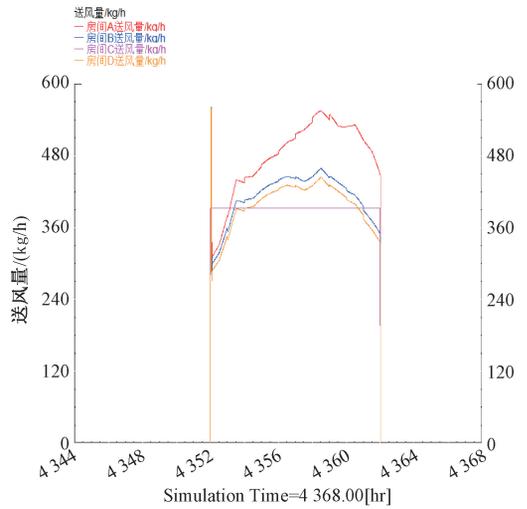


图 8 传感器故障时效果图

Fig. 8 Effect diagram of sensor fault



(a) 房间C风阀卡死故障时温度逐时变化图  
(a) Hourly temperature change diagram when the air valve in room C is stuck faulty



(b) 房间C风阀卡死故障时送风量逐时变化图  
(b) Hourly variation of supply air volume in case of stuck air valve fault in room C

图 9 风阀卡死故障时效果图

Fig. 9 Effect diagram of air valve stuck fault

图 10 给出了房间 D 的水管因结垢性能下降 10% (即  $V=0.1$ ) 时故障效果图。可以看出,当房间 D 的水管因结垢性能下降较小时,对房间室温 (如图 10(a)) 影响较小,图 10(b) 表示结垢故障前后送风机功率的逐时变化图,可以看出当结垢故障发生后系统能耗增大,送风机功率呈明显增加趋势。

## 2 基于递推 PCA 算法的故障诊断

首先基于空调原始数据建立传统 PCA 模型。采集一段时间内 ( $k$  时刻) 空调系统正常运行时的数据  $X_k^0 \in R^{k \times n}$ :

$$X_k^0 = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1,1}^0 & \mathbf{x}_{1,2}^0 & \cdots & \mathbf{x}_{1,n}^0 \\ \mathbf{x}_{2,1}^0 & \mathbf{x}_{2,2}^0 & \cdots & \mathbf{x}_{2,n}^0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{k,1}^0 & \mathbf{x}_{k,2}^0 & \cdots & \mathbf{x}_{k,n}^0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,  $n$  为空调系统传感器的个数,  $k$  为采样次数。对于第  $i$  个传感器,其均值  $\bar{x}_{k,i}$ 、方差  $\sigma_{k,i}^2$  分别为:

$$\bar{x}_{k,i} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k x_{j,i}^0 \quad (5)$$

$$\sigma_{k,i}^2 = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (x_{j,i}^0 - \bar{x}_{k,i})^2 \quad (6)$$

式中:  $x_{j,i}^0$  为第  $i$  个传感器采集的第  $j$  个数据,  $j=1, \dots, k, i=1, \dots, n$ 。

标准化后的数据矩阵  $X_k$ 、协方差矩阵  $S_k$  分别为:

$$X_k = \frac{X_k^0 - \mathbf{I}_k \bar{X}_k^T}{\text{diag}(\sigma_{k,1}, \sigma_{k,2}, \dots, \sigma_{k,n})} \quad (7)$$

$$S_k = \frac{1}{k} (X_k^T X_k) \quad (8)$$

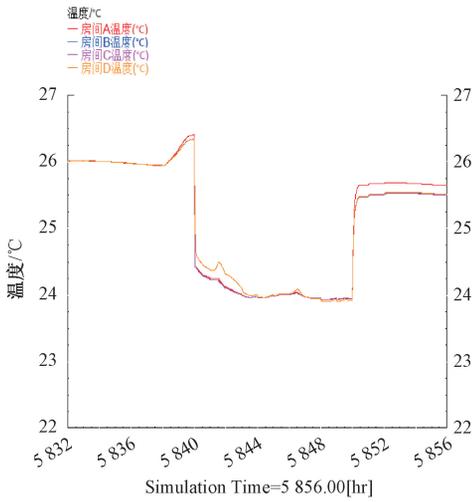
式中:  $\bar{X}_k = \{\bar{x}_{k,1}, \bar{x}_{k,2}, \dots, \bar{x}_{k,n}\}$  为  $k$  时刻均值矩阵;  $\mathbf{I}_k = [1, \dots, 1]^T \in R^k$ ;  $\text{diag}(\sigma_{k,1}, \sigma_{k,2}, \dots, \sigma_{k,n})$  为  $k$  时刻标准差矩阵。

对协方差矩阵  $S_k$  进行特征值分解:

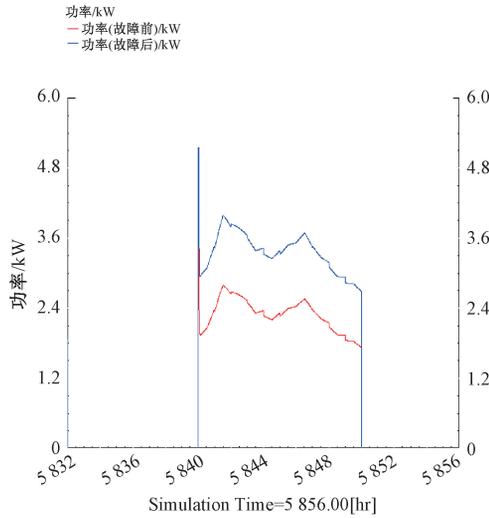
$$S_k = P_k \Lambda_k P_k^T \quad (9)$$

式中:  $\Lambda_k = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2)$  为特征值矩阵,  $P_k$  为对应的特征向量。将分解后的特征值  $\Lambda_k$  按降序排列,通过累计方差贡献率<sup>[22]</sup> 确定主元数  $l_k$ ,所对应的主元向量矩阵为  $P_{l_k}$ ,主元特征值矩阵为  $\Lambda_{l_k}$ 。

在中央空调系统实际运行过程中,当工况改变时<sup>[15-17]</sup>,传统 PCA 方法无法实时更新主元模型,容易产生大量误报,而 RPCA 是在原有的 PCA 模型的基础上,



(a) 房间D管道结垢故障时温度逐时变化图  
(a) Hourly temperature variation diagram during pipeline scaling fault in room D



(b) 房间D管道结垢故障时风机功率逐时变化图  
(b) Hourly variation of fan power during scaling fault in room D pipeline

图 10 管道结垢故障时效果

Fig. 10 Effect diagram of pipeline scaling failure

利用新采集的数据通过递推的算法实时更新主元模型<sup>[22]</sup>,如下:

首先需要判断新采集的数据是否为故障数据,以下为RPCA算法循环过程:

设置  $k$  时刻  $SPE$ 、 $T^2$  统计量控制限:

$SPE$  统计量的控制限:

$$SPE_{\alpha,k} = \theta_1 \left( \frac{C_{\alpha} \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right)^{\frac{1}{h_0}} \quad (10)$$

式中:  $\theta_i = \sum_{j=l_k+1}^n \lambda_j^i (i=1,2,3)$ ;  $h_0 = 1 - 2\theta_1\theta_3/3\theta_2^2$ ;  $C_{\alpha}$  为

标准正态分布中置信度为  $\alpha$  的阈值。

$T^2$  统计量的控制限为:

$$T_{\alpha,k}^2 = \frac{l_k(k^2 - 1)}{k(k - l_k)} F_{l_k, k-l_k, b} \quad (11)$$

式中:  $F_{l_k, k-l_k, b}$  是自由度为  $l_k$  和  $k - l_k$ , 置信度为  $b$  的  $F$  分布的临界值。

在线采集空调系统传感器  $i$  的第  $k+1$  次数据  $x_{k+1,i}^0$ , 利用  $k$  时刻计算的均值、方差进行标准化:

$$x_{k+1,i} = \frac{x_{k+1,i}^0 - \bar{x}_{k,i}}{\sigma_{k,i}} \quad (12)$$

式中:  $x_{k+1,i}$  为标准化后的传感器  $i$  的第  $k+1$  次采样数据。

在线计算  $SPE$ 、 $T^2$  统计量为:

$$SPE_k = \mathbf{x}_{k+1}^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_{l_k} \mathbf{P}_{l_k}^T) \mathbf{x}_{k+1} \quad (13)$$

$$T_k^2 = \mathbf{x}_{k+1} \mathbf{P}_{l_k} \mathbf{\Lambda}_{l_k}^{-1} \mathbf{P}_{l_k}^T \mathbf{x}_{k+1} \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{x}_{k+1} = \{x_{k+1,1}, x_{k+1,2}, \dots, x_{k+1,n}\}$  为第  $k+1$  次采样标准化的传感器数据矩阵。

判断系统是否发生故障:

若  $SPE_k \leq SPE_{\alpha,k}$  和  $T_k^2 \leq T_{\alpha,k}^2 \Rightarrow$  无故障, 否则报警。

若发生故障报警则不进行递推更新, 若检测的数据为无故障数据, 则进行在线的递推更新, 如下:

在线更新  $k+1$  个采样数据矩阵中传感器  $i$  的均值  $\bar{x}_{k+1,i}$  和方差  $\sigma_{k+1,i}^2$ :

$$\bar{x}_{k+1,i} = \frac{k}{k+1} \bar{x}_{k,i} + \frac{1}{k+1} x_{k+1,i}^0 \quad (15)$$

$$\sigma_{k+1,i}^2 = \frac{k}{k-1} \sigma_{k,i}^2 + \Delta \bar{x}_{k+1,i}^2 + \frac{1}{k} \|x_{k+1,i}^0 - \bar{x}_{k+1,i}\|^2 \quad (16)$$

收集系统全部数据矩阵  $\mathbf{X}_{k+1}^0 = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_k^0 \\ \mathbf{X}_{k+1}^0 \end{bmatrix}$ , 其中  $\mathbf{X}_k^0 = \{x_{k,1}^0, x_{k,2}^0, \dots, x_{k,n}^0\}$ ,  $\mathbf{X}_{k+1}^0 = \{x_{k+1,1}^0, x_{k+1,2}^0, \dots, x_{k+1,n}^0\}$  利用

式(15)、(16)将全部数据进行标准化:

$$\mathbf{X}_{k+1} = (\mathbf{X}_{k+1}^0 - \mathbf{I}_{k+1} \bar{\mathbf{X}}_{k+1}^T) \Sigma_{k+1}^{-1} \quad (17)$$

可得:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_k \Sigma_k \Sigma_{k+1}^{-1} & -\mathbf{I}_k \Delta \mathbf{X}_{k+1}^T \Sigma_{k+1}^{-1} \\ & \mathbf{X}_{k+1} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中:  $\bar{\mathbf{X}}_{k+1} = \{\bar{x}_{k+1,1}, \bar{x}_{k+1,2}, \dots, \bar{x}_{k+1,n}\}$  为均值矩阵;  $\Sigma_{k+1} = \text{diag}(\sigma_{k+1,1}, \sigma_{k+1,2}, \dots, \sigma_{k+1,n})$  为标准差矩阵;  $\mathbf{X}_k = \{x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,n}\}$  为  $k$  时刻标准化的数据矩阵;  $\mathbf{X}_{k+1} = \{x_{k+1,1}, x_{k+1,2}, \dots, x_{k+1,n}\}$  为  $k+1$  时刻标准化的数据矩阵;  $\Delta \mathbf{X}_{k+1} = \bar{\mathbf{X}}_{k+1} - \bar{\mathbf{X}}_k$  中  $\bar{\mathbf{X}}_k = \{\bar{x}_{k,1}, \bar{x}_{k,2}, \dots, \bar{x}_{k,n}\}$  为递推前均值向量;  $\mathbf{I}_{k+1} = [1, \dots, 1]^T \in R^{k+1}$ 。

由式(19)计算协方差矩阵  $\mathbf{S}_{k+1}$ :

$$\mathbf{S}_{k+1} = \frac{1}{k} \mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1} \quad (19)$$

由于  $\mathbf{X}_k^T \mathbf{X}_k = (k - 1) \mathbf{S}_k, \mathbf{I}_k^T \mathbf{X}_k = 0, \mathbf{I}_k^T \mathbf{I}_k = k$ , 因此式 (19) 又可以写为:

$$S_{k+1} = \frac{k-1}{k} S_k + \sum_{k+1}^{-1} \Delta \mathbf{X}_{k+1} \Delta \mathbf{X}_{k+1}^T \sum_{k+1}^{-1} + \frac{1}{k} \mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1} \quad (20)$$

把前一次协方差矩阵特征分解的结果  $S_k = \mathbf{P}_k \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{P}_k^T$  代入式 (20) 可得:

$$S_{k+1} = P_k \left( \left( \frac{k-1}{k} \mathbf{\Lambda}_k + \mathbf{P}_k^T \sum_{k+1}^{-1} \right. \right. \quad (21)$$

$$\left. \left. \Delta \mathbf{X}_{k+1}^T \Delta \mathbf{X}_{k+1} \sum_{k+1}^{-1} \mathbf{P}_k \right) \mathbf{P}_k^T + \frac{1}{k} \mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1} \right)$$

可以看出, 当每来一组数据就要计算全部的数据矩

阵  $\mathbf{X}_{k+1}^0 = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_k^0 \\ \mathbf{X}_{k+1}^0 \end{bmatrix}$  的协方差矩阵  $\mathbf{S}_{k+1}$ , 计算量相当大, 为

此文本开展了一种秩一修正的方法<sup>[24]</sup>, 该方法无需直接计算协方差矩阵  $\mathbf{S}_{k+1}$ , 在利用新采集的数据对协方差矩阵  $\mathbf{S}_k$  进行修正的过程中就能得到新的主元模型, 大大减少了计算量, 如下:

对于形如  $\mathbf{C} = \mathbf{D} + \mathbf{u}\mathbf{u}^T$  的矩阵方程式, 式中,  $\mathbf{u} \in R^{n \times 1}; \mathbf{C} \in R^{n \times n}; \mathbf{D} \in R^{n \times n}$  为对角矩阵,  $\varepsilon$  为常数。

下面  $n$  次有理多项式的  $n$  个根对应于更新过的协方差矩阵的  $n$  个特征值  $\lambda_i$ 。

$$[1 + \varepsilon \mathbf{u}^T (\mathbf{D} - \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{u}] = 1 + \varepsilon \sum_{i=1}^n \frac{u_i}{d_i - \lambda} = 0 \quad (22)$$

特征值  $\lambda_i$  所对应的单位特征向量  $\mathbf{p}_i$  可以通过式 (23) 计算:

$$\mathbf{p}_i = (\mathbf{D} - \lambda_i \mathbf{I})^T \mathbf{u} / \| (\mathbf{D} - \lambda_i \mathbf{I})^T \mathbf{u} \| \quad (23)$$

$$\text{令 } \mathbf{D} = \frac{k-1}{k} \mathbf{\Lambda}_k, \varepsilon = 1, \mathbf{u} = \mathbf{P}_k^T \sum_{k+1}^{-1} \Delta \mathbf{X}_{k+1}^T,$$

于是等式 (21) 可变换为:

$$S_{k+1} = P_k (\mathbf{D} + \mathbf{u}\mathbf{u}^T) P_k^T + \frac{1}{k} \mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1} \quad (24)$$

利用式 (22)、(23) 可将式 (24) 变换为:

$$S_{k+1} = P_k P_{k1} \mathbf{\Lambda}_{k1} P_{k1}^T P_k^T + \frac{1}{k} \mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1} \quad (25)$$

式 (25) 可进一步变换为:

$$S_{k+1} = P_k P_{k1} (\mathbf{\Lambda}_{k1} + \frac{1}{k} \mathbf{P}_{k1}^T \mathbf{P}_{k1}^T \quad (26)$$

$$\mathbf{X}_{k+1}^T \mathbf{X}_{k+1} \mathbf{P}_{k1} \mathbf{P}_{k1}^T) \mathbf{P}_{k1}^T \mathbf{P}_k^T$$

$$\text{同理可令 } \mathbf{D} = \mathbf{\Lambda}_{k1}, \varepsilon = \frac{1}{k}, \mathbf{u} = \mathbf{P}_{k1}^T \mathbf{P}_k^T \mathbf{X}_{k+1}^T,$$

再次利用式 (22)、(23) 可得:

$$S_{k+1} = P_k P_{k1} P_{k2} \mathbf{\Lambda}_{k2} P_{k2}^T P_{k1}^T P_k^T \quad (27)$$

可进一步化简为:

$$\mathbf{S}_{k+1} = P_{k+1} \mathbf{\Lambda}_{k+1} P_{k+1}^T \quad (28)$$

式中:  $\mathbf{\Lambda}_{k+1}$  为对角矩阵, 对角线上的元素为递推更新后的特征值;  $\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{P}_k P_{k1} P_{k2}$ , 其单位化后的每一列即为更新过的协方差矩阵  $\mathbf{S}_{k+1}$  的特征向量。通过累计方差贡献率<sup>[25]</sup>, 确定主元个数  $l_{k+1}$  后即可从特征向量矩阵  $\mathbf{P}_{k+1}$  中确定主元特征向量矩阵  $\mathbf{P}_{l_{k+1}}$ 。

更新完成后, 进入下一个采样时刻  $k = k + 1$  并进入循环。

图 11 总结了上述 RPCA 方法检测步骤。

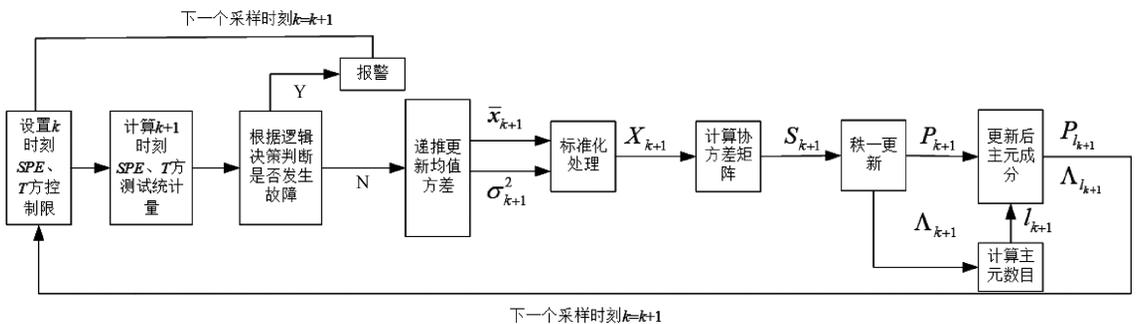


图 11 RPCA 算法流程

Fig. 11 Algorithm flowchart of recursive PCA

### 3 实验结果与分析

测试分以下步骤进行:

1) 根据 TRNSYS 实时采集房间的中央空调数据, 以每一个传感器的数据作为过程变量, 根据要求分别采集 4 个房间的温度, 湿度, 送风量, 回风量, 风机功率 5 个变

量的数据;

2) 采集 4 个房间空调系统 1 000×20 组离线运行数据和 2 100×20 在线运行时刻数据。采样间隔为 0.01 h, 所有扰动均使用正态分布随机产生。

第 1 种模拟案例为分别采用传统 PCA 算法和 RPCA 算法测试中央空调系统在变工况情况时的检测效果, 考虑以下 3 种场景:

S1:空调系统在采样 1 201~2 100 时刻时各个房间设定温度由 26 ℃ 改变为 24 ℃;

S2:空调系统在采样 1 301~2 100 时刻时各个房间设定风量减少 50%;

S3:空调系统在采样 1 401~2 100 时刻时各个房间

冷冻水供水温度由 7 ℃ 改变为 10 ℃。

在场景 S1、S2、S3 下采用传统 PCA 算法和 RPCA 算法测试中央空调系统在变工况时的对比检测效果,如图 12 所示。

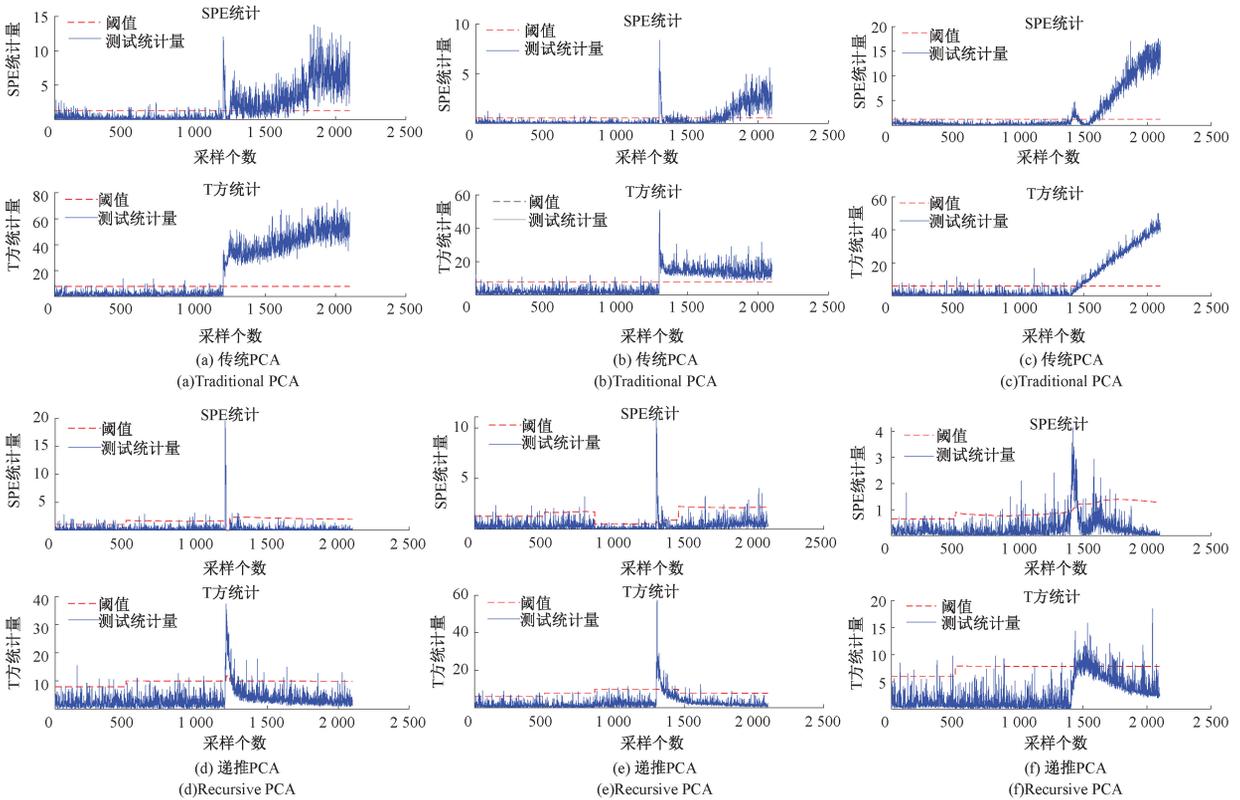


图 12 变工况场景下传统 PCA 和递推 PCA 故障检测效果

Fig. 12 Effect diagram of traditional PCA and recursive PCA fault detection under variable operating modes

其中图 12(a)、(b)、(c)分别为传统 PCA 算法下变工况场景 S1、S2、S3 的检测效果图,由图可以看出在各场景采样点工况改变后,没有模型更新的传统 PCA 方法不再有效,其过程监控指标超过其控制限制即过程监控系统显示故障,图 12(d)、(e)、(f)分别为变工况场景 S1、S2、S3 下 RPCA 算法的检测效果图,由图可知 RPCA 方法在 500 个数据后开始自适应监测,在各场景采样点工况改变后,可以看出基于 RPCA 方法的监控能更好的处理系统工况的变化。

第 2 种模拟案例为分别采用传统 PCA 算法和 RPCA 算法测试中央空调系统在变工况场景下发生不同故障时的检测效果,由于篇幅限制本文只在变工况场景 S3 下考虑如下 3 种情况:

B1:空调系统在采样 801~900 时刻时房间 A 发生温度传感器偏置故障;采样 1 801~1 900 时刻时房间 B 发生温度传感器精度下降故障;

B2:空调系统在采样 1 801~2 100 时刻时房间 C 发生执行器(风阀卡死)故障;

B3:空调系统在采样 1 801~2 100 时刻时房间 D 发生管道结垢故障;

采用传统 PCA 算法和本文开展的 RPCA 算法测试中央空调系统在不同房间发生不同故障时的对比检测效果,如图 13 所示。

其中图 13(a)、(b)、(c)分别为传统 PCA 算法的下场景 B1、B2、B3 的故障检测效果图,由图可以看出在变工况期间发生故障时,传统 PCA 算法在变工况一开始时其过程监控指标超过其控制限制,因此传统的 PCA 算法无法将故障情况与变工况的情况区分开来,给故障检测带来很大的困难,图 13(d)、(e)、(f)分别为在场景 B1、B2、B3 下 RPCA 算法的检测效果图,由图可以看出, RPCA 算法很好的解决了上述难题。

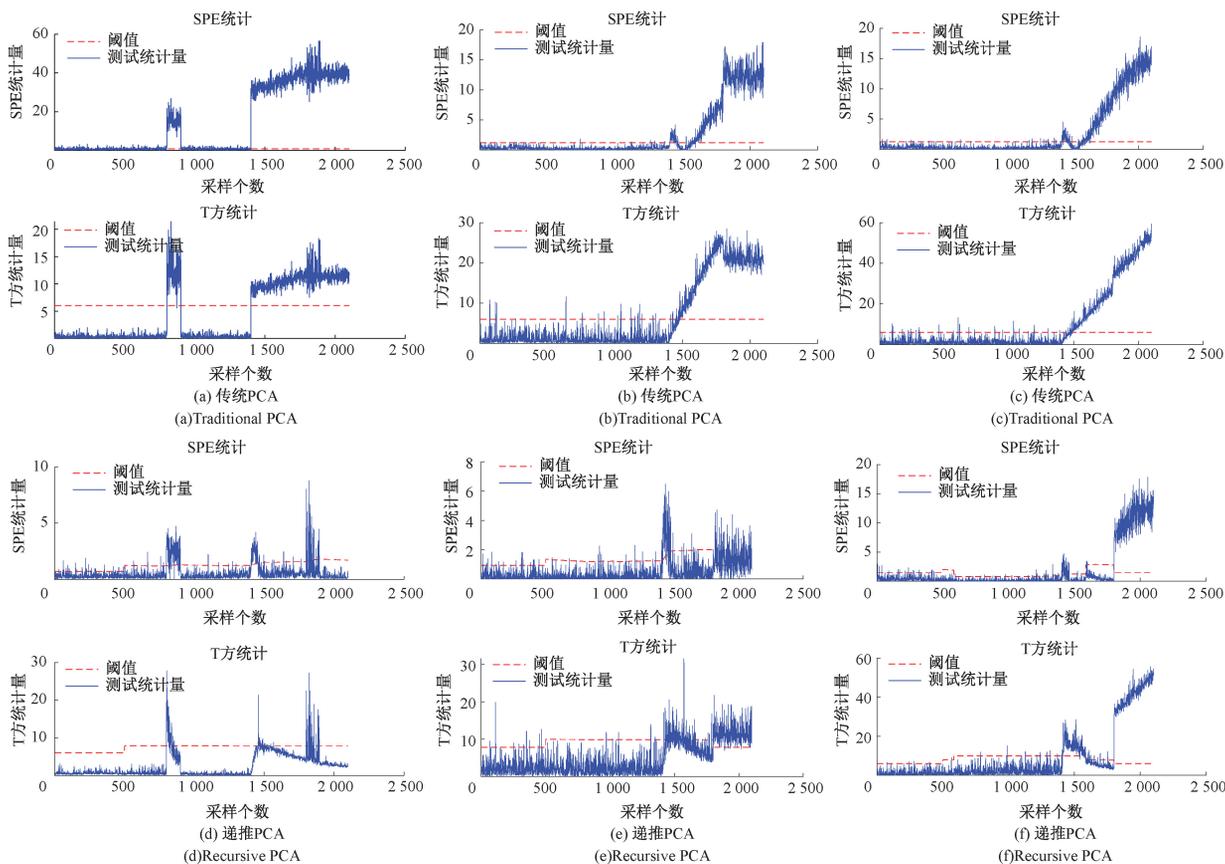


图 13 变工况场景 S3 下各房间发生故障时传统 PCA 和 RPCA 故障检测效果  
 Fig. 13 Effect diagram of traditional PCA and recursive PCA fault detection when faults occur in each room under variable operating modes scenario S3

## 4 结 论

基于 TRNSYS 搭建了一个多区域的 HVAC 系统模型,并对各类传感器、执行机构等典型故障进行建模,针对传统 PCA 方法无法适应工况改变而引起大量误报的问题,发展一种 RPCA 方法,该方法有效降低了由变工况所引起的误报问题。对 HVAC 系统进行实际的数据采集是故障领域中非常重要的一环,可作为接下来研究的一个重要方向。此外,HVAC 是一个大型分布式系统,接下来将研究分布式故障诊断方法在 HVAC 中的应用。

### 参考文献

[ 1 ] 中国建筑能耗与碳排放研究报告(2022年)[J]. 建筑,2023(2):57-69.  
 Research report on building energy consumption and carbon emissions in China (2022) [J]. Construction, 2023(2):57-69.  
 [ 2 ] 高学金,张琳峰. 中央空调传感器双重降噪模糊故障检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8):

77-88.  
 GAO X J, ZHANG L F. Double noise reduction fuzzy fault detection method for central air conditioning sensor-s [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8) :77-88.  
 [ 3 ] ZHAO Y, LI T, ZHANG X, et al. Artificial intelligence-based fault detection and diagnosis methods for building energy systems: Advantages, challenges and the future[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 109: 85-101.  
 [ 4 ] ZHAO Y, ZHANG C, ZHANG Y, et al. A review of data mining technologies in building energy systems: Load prediction, pattern identification, fault detection and diagnosis [J]. Energy and Built Environment, 2020, 1: 149-164.  
 [ 5 ] 张璐,孙长富,邹道忠,等. 建筑中央空调系统运行故障诊断及节能影响[J]. 资源节约与环保, 2018(8): 29-30,36.  
 ZHANG L, SUN CH F, ZOU D ZH, et al. Diagnosis of

- operational faults and energy-saving effects of central air conditioning systems in buildings [J]. *Resource Conservation and Environmental Protection*, 2018(8): 29-30,36.
- [6] BEGHI A, BRIGNOLI R, CECCHINATO L, et al. Data-driven fault detection and diagnosis for HVAC water chillers[J]. *Control Engineering Practice*, 2016,53(8): 79-91.
- [7] 李晨曦,伍浩松. 国际能源署发布新版能源展望报告[J]. 国外核新闻, 2022(11):28-31.  
LI CH X, WU H S. The international energy agency releases a new energy outlook report [J]. *Foreign Nuclear News*, 2022(11):28-31.
- [8] KIM W. A review of fault detection and diagnostics methods for building systems [J]. *Science and Technology for the Building Environment*, 2018, 24(1): 3-21.
- [9] ZHAO Y, LI T, ZHANG X, et al. Artificial intelligence-based fault detection and diagnosis methods for building energy systems: Advantages, challenges and the future[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 109: 85-101.
- [10] 常玉清,王姝,王福利,等. 基于多 PCA 模型的过程监测方法[J]. 仪器仪表学报, 2014,35(4):901-908.  
CHANG Y Q, WANG SH, WANG F L, et al. Process monitoring method based on multiple PCA models [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(4): 901-908.
- [11] 苗雨阳,刘成刚. 空调系统传感器自动故障诊断方法研究[J]. 机械设计与制造, 2020(7):161-164,169.  
MIAO Y Y, LIU CH G. Research on automatic fault diagnosis method for air conditioning system sensors [J]. *Mechanical Design and Manufacturing*, 2020(7): 161-164,169.
- [12] 李冬辉,王乐英,李晟. 基于 PCA 的空调系统传感器故障诊断[J]. 电工技术学报, 2008(6):130-136.  
LI D H, WANG L Y, LI SH. Sensor fault diagnosis of air conditioning system based on PCA[J]. *Transaction of China Electrotechnical Society*, 2008(6):130-136.
- [13] 胡云鹏. 基于主元分析的冷水机组传感器故障检测效率研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2014.  
HU Y P. Research on the efficiency of sensor fault detection in chiller units based on principal component analysis [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2014.
- [14] LIU K L, FEI Z S, YUE B X, et al. Adaptive sparse principal component analysis for enhanced process monitoring and fault isolation [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2015, 146: 426-36.
- [15] 唐春丽,王谦,陈育平,等. 空调机组制冷变工况运行特性研究[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2014, 35(6):663-666.  
TANG CH L, WANG Q, CHEN Y P, et al. Research on the variable operating characteristics of air conditioning unit refrigeration [J]. *Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition)*, 2014, 35(6):663-666.
- [16] 高洋. 上海地铁车辆空调机组的变工况分析[J]. 制冷与空调(四川), 2019, 33(4):380-384.  
GAO Y. Analysis of variable operating conditions of air conditioning units for shanghai metro vehicles [J]. *Refrigeration and Air-Conditioning (Sichuan)*, 2019, 33(4):380-384.
- [17] 谢晓娜,崔萍,曲云霞,等. 建筑冷热源系统变工况运行调节的虚拟仿真教学方法研究[J]. 暖通空调, 2021, 51(12):124-128.  
XIE X N, CUI P, QU Y X, et al. Research on virtual simulation teaching method for variable operating condition adjustment of building cold and heat source systems [J]. *HVAC*, 2021,51(12):124-128.
- [18] SUN J, HU G, SPANOS C J. Development and verification of a multizone building HVAC model with TRNSYS[C]. 2017 12th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2017: 887-894.
- [19] QIU A, YAN Z, DENG Q, et al. Modeling of HVAC systems for fault diagnosis[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 146248-146262.
- [20] 刘伟,李怀,黄巍,等. 基于 TRNSYS 模拟的某近零能耗办公楼暖通空调系统优化配置分析[J]. 建筑科学, 2022, 38(4):158-168.  
LI W, LI H, HUANG W, et al. Optimization configuration analysis of HVAC system in a near zero energy consumption office building based on TRNSYS simulation [J]. *Architectural Science*, 2022, 38(4): 158-168.
- [21] 李慧霞,林海军,邵耿荣,等. 基于递推主元分析法的汽车衡称重传感器零点故障检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1):32-42.  
LI H X, LI H J, SHAO G R, et al. A zero point fault detection method for automobile weighing sensor based on recursive principal component analysis. [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020,

34(1):32-42.

- [22] PORTNOY I, MELENDEZ K, PINZON H, et al. An improved weighted recursive PCA algorithm for adaptive fault detection [J]. Control Engineering Practice, 2016, 50: 69-83.
- [23] 刘润东,刘成刚,李翠敏. 故障诊断技术应用于中央空调系统的研究进展[J]. 建筑热能通风空调, 2016, 35(10): 41-46.  
LIU R D, LIU CH G, LI C M. Research progress on the application of fault diagnosis technology in central air conditioning systems [ J ]. Building Energy & Environment, 2016, 35(10): 41-46.
- [24] CHENG G H, SONG Z D, YANG J F, et al. The bounds of the eigenvalues for rank-one modification of Hermitian matrix [J]. Numerical Linear Algebra with Applications, 2014, 21(1): 98-107.
- [25] GAJJAR S, KULAHCI M, PALAZOGLU A. Selection of non-zero loadings in sparse principal component analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2017,

162; 160-71.

### 作者简介



**彭家浩**,南通大学 2021 级控制科学与工程专业硕士研究生,主要研究方向为中央空调系统的分布式故障诊断。

E-mail: 1019706263@qq.com

**Peng Jiahao** is now a M. Sc. candidate of Control Science and Engineering, Nantong University. His main research interest includes distributed fault diagnosis of HVAC.



**邱爱兵**(通信作者),南通大学教授,博士生导师。主要研究方向为故障诊断与智能运维及其在智能建筑和智能电网等领域中的应用。

E-mail: aibqiu@ntu.edu.cn

**Qiu Aibing** (Corresponding author) is now a professor and Ph. D. supervisor in Nantong University. His main research interests include fault diagnosis, intelligent maintenance and with applications to smart building and smart grid.