

文章编号: 2095-2163(2021)07-0171-06

中图分类号: TP277

文献标志码: A

基于 OpenModelica 仿真平台的暖通空调系统故障诊断研究

朱辉¹, 杨文², 庞爱平¹

(1 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025; 2 航天发射场可靠性重点实验室, 海口 570100)

摘要: 针对暖通空调系统(HVAC)故障样本的不充分从而使基于数据驱动的故障诊断方法在暖通空调系统应用较为困难, 本文提出一种基于 Modelica 语言的暖通空调系统故障方法。首先, 采用 Modelica 语言仿真平台 OpenModelica 建立暖通空调系统的模型, 然后对仿真模型以人工注入故障获取故障样本, 最后通过 PCA 故障诊断算法对故障样本进行故障识别找出故障源。仿真结果表明, 该方法可以有效且准确地实现暖通空调系统的故障诊断。

关键词: 暖通空调系统; PCA 算法; 故障诊断; Modelica 建模

HVAC system fault diagnosis method based on OpenModelica

ZHU Hui¹, YANG Wen², PANG Aiping¹

(1 The Electrical Engineering College, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Key Laboratory of Space Launching Site Reliability Technology, Haikou 570100, China)

[Abstract] Aiming at the insufficient fault samples of HVAC system, which makes the application of data-driven fault diagnosis method in HVAC system more difficult, this paper proposes a fault method of HVAC system based on Modelica language. Firstly, the Modelica language simulation platform OpenModelica is used to establish the model of HVAC system, then the simulation model is manually injected to obtain the fault samples, finally the fault samples are identified by PCA fault diagnosis algorithm to find the fault source. The simulation results show that the method can effectively and accurately achieve the fault diagnosis of HVAC system.

[Key words] HVAC systems; PCA algorithm; fault diagnosis; Modelica modeling

0 引言

暖通空调系统是集空气调节、供暖和通风于一体的大型多功能系统, 目前常应用于数据中心和通讯基站等重要场所^[1]。因此, 为了其安全运行, 研究者们对暖通空调系统的故障诊断进行了多方面的研究。文献[2-3]对暖通空调系统常见的故障类型进行了调查, 结果表明暖通空调系统故障分为传感器故障和设备故障。其中, 传感器故障主要包括偏差、漂移、精度下降和完全失效等 4 种故障类型, 而设备故障有冷水机组制冷剂泄露、冷却水泵堵塞、冷凝器结垢、冷却塔失效等。针对暖通空调系统的故障, 学者们提出了许多故障诊断方法以找出其故障来源。

主流的传统暖通空调系统故障检测诊断方法可以分为定性分析方法和定量分析方法^[4]。其中, 定性分析逻辑性较强, 可通过直观的图论表示和领域的专家的先验知识系统对比诊断对象的性能差别和参数改变从而对故障原因和故障性质做出判断。例

如文献[5-6]中, 基于专家规则提出了暖通空调系统的空气处理单元的传感器的故障诊断方法。文献[7]开发了基于图论方法的空调系统末端变风量的故障诊断研究方法。该类方法的优点是简单易于使用, 但是对复杂系统的故障检测能力较弱。因此, 在暖通空调故障诊断方法研究中, 基于定量分析的方法成为一个热点。该类方法主要分为基于解析模型的方法和基于数据驱动的方法。基于模型的方法是通过建立对特定故障较为敏感的指标模型, 主要是利用受诊断的物理对象的期望值与实际值的偏差来检测系统故障。文献[8]建立了一种用于诊断暖通空调系统表冷器的物理模型, 结果表明该方法能准确检测到故障。但是该方法需要测量大量的对象参数以建立较为准确的物理模型。基于数据驱动的方法是通过机器学习算法对系统的运行数据进行特征提取, 从而判断当前数据是否与数据的历史特征一致来进行故障诊断。该方法是近年来暖通空调系统故障研究领域的新兴热门研究方法。文献[9]研究了基于主元分析的空气处理机组的传感器故障诊

作者简介: 朱辉(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能系统故障监测; 杨文(1981-), 男, 博士, 主要研究方向: 智能控制; 庞爱平(1986-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向: 智能控制、鲁棒综合控制。

通讯作者: 庞爱平 Email: appang@gzu.edu.cn

收稿日期: 2021-03-30

断,该诊断方法检测准确度较高。文献[10]将 PCA 主元分析方法和支持向量分类器 SVDD 两种方法结合起来以提高故障的检测准确度。文献[11]提出一种递推最小二乘算法,该递推算法基于数据模型的输入状态和输出状态观测模型参数是否收敛时进行故障检测,文献[12]利用主元分析方法来区分空调系统的异常数据与正常数据,并采用贡献重构对故障相关联的变量进行分离,然后通过变量决策表进行故障诊断任务。文献[13]提出了自联想神经网络对暖通空调系统的传感器故障进行检测,该神经网络使用大量的系统运行数据进行训练,使得该网络可以对传感器故障准确检测。文献[14-15]通过建立虚拟传感器,并利用空调系统的相关组件的关联构建贝叶斯故障诊断网络,实现了对耦合故障的准确检测。研究表明基于数据驱动的故障诊断方法空调系统故障的检测精度均远超过基于专家规则和模型的方法。但是,该方法需要大量的故障数据,这些数据在实际应用中往往无法获得或成本代价较高。并且其只在原始训练数据集所涉及的运行工况范围内有效,由于灵敏度过高会在动态扰动运行中造成大量的错误报警。

针对基于数据驱动故障诊断方法存在的故障数据不充分的问题,本文采用主成分分析方法并结合暖通空调系统模型建立的故障诊断方法对暖通空调系统进行故障诊断。该方法通过仿真模型生成故障样本,再采用主成分分析方法对故障样本进行故障检测。本文内容安排如下:首先为引言,然后研究了暖通空调系统模型的建立及故障生成,接着利用主成分分析算法识别故障,最后为总结。

1 模型建立及故障样本生成

1.1 Modelica 语言及仿真平台

Modelica 语言是基于 C 语言且直接面向对象建模的一种计算机仿真语言,可以通过使用数学方程对不同领域各个子系统的描述来建立复杂系统的物理过程。Modelica 语言根据实际的物理系统拓扑结构,然后基于该语言的内在组件连接原理实现多领域复杂系统的集成,最后通过对各子系统的微分代数方程实现集成系统的仿真运行。Modelica 语言的基本类和特点见表 1。该语言最突出的特点是组件和连接概念,系统各组件通过内在定义的连接机制进行信息交互。这一特点既使得 Modelica 语言区别于一般的程序语言,又优于基于块的单向数据传递的 Simulink 仿真建模。

OpenModelica 是 Modelica 语言的仿真平台之一。基于 OpenModelica 的建模方法有 2 种。一种是用基于 Modelica 语法以文本代码的形式建立系统模型,另一种方法是通过导入 Modelica 标准库,将库中的组件模型拖放至组件视图界面,连接各组件进行建模。

表 1 Modelica 语言种类和特点

Tab. 1 Modelica language types and features

类型	名称	作用
class	类	通用类
model	模型	陈述式模型
connector	连接器	组件之间的连接接口
record	记录	数据结构
package	包	组织模型层次
type	类型	类型别名
block	框图	基于框图的建模
function	函数	通过算法实现过程建模

1.2 建立系统模型

本文基于 Modelica 标准库和 Buildings 库在 OpenModelica 平台上建立暖通空调系统模型。基于 OpenModelica 的暖通空调系统典型设备模型描述如下。

(1) 阀门模型。阀门模型位于 Modelica 标准库下的 Fluid 库。阀门一般分为 2 个部分。一部分是流体传输接口 FluidPort,一般和管道接口相连接;另一部分是阀门主体,具体定义了阀门特性和阀门的基本方程。阀门基本方程如下:

$$Q = r_c * A_v * \sqrt{\frac{\Delta P}{\rho}} \quad (1)$$

其中, Q 表示通过阀门的流量; r_c 表示相对流量参数; r_c 与阀门开度形成函数关系式,可以是线性关系,也可以是非线性关系; A_v 为节流面积; ΔP 为阀门的前后压差; ρ 为流体密度。

(2) 冷水机模型。冷水机模型位于 Buildings 库下的 Fluid 库,其冷水机模型如图 1 所示。

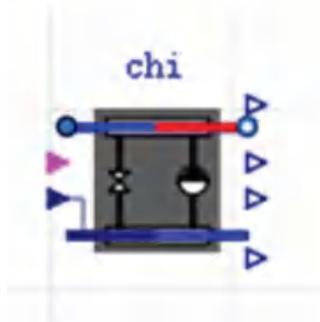


图 1 冷水机模型

Fig. 1 Chiller model

冷水机组数学模型采用性能曲线法。Buildings Library 中提供了不同型号的冷水机组性能曲线。可以直接在现有性能曲线库中选择合适的性能曲线用于系统仿真。下面, 简单介绍冷水机组的性能曲线模型。冷水机组有 3 条基本性能曲线, 分别是: 实际制冷量曲线 $CAPFT$ 和机组满负荷效率曲线 $EIRFT$ 以及部分负荷效率曲线 $EIRFPLR$ 。各拟合曲线的数学描述如下:

$$CAPFT = A_1 + B_1 \times T_{ch} + C_1 \times T_{ch}^2 + D_1 \times T_{cl} + E_1 \times T_{cl}^2 + F_1 \times T_{ch} \times T_{cl} \quad (2)$$

$$EIRFT = A_2 + B_2 \times T_{ch} + C_2 \times T_{ch}^2 + D_2 \times T_{cl} + E_2 \times T_{cl}^2 + F_2 \times T_{ch} \times T_{cl} \quad (3)$$

$$EIRFPLR = A_3 + B_3 \times \hat{P} + C_3 \times \hat{P}^2 \quad (4)$$

$$\hat{P} = \frac{\tilde{q}}{\tilde{q}_r \times CAPFT(T_{ch}, T_{cl})} \quad (5)$$

其中, $A_i, B_i, C_i, D_i, E_i, F_i$ 是冷水机的拟合参数; $CAPFT$ 是冷水机的实际制冷量和额定制冷量的比率; T_{ch} 是冷水机的冷冻水出水水温; T_{cl} 是冷水机的冷凝器进水水温; $EIRFT$ 是冷水机的全负荷效率; $EIRFPLR$ 是冷水机的部分负荷效率; \tilde{q} 是冷水机的实际制冷量; \tilde{q}_r 是冷水机的额定制冷量; \hat{P} 是冷水机的部分负荷功率。

(3) 风机盘管模型。风机盘管模型位于 Buildings 的 Fluid 库的 HeatExchangers, 如图 2 所示。风机盘管是暖通空调的室内末端, 风机盘管有 4 个接口, 分别是冷冻水进出口和进风口及回风口。风机盘管内的冷冻水将流过管外的空气进行冷却, 风机将降温后的冷空气送给房间, 对房间进行降温。

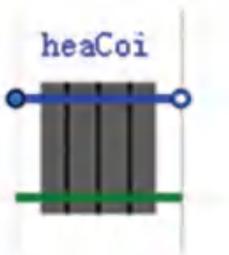


图 2 风机盘管模型

Fig. 2 Cooling coil model

根据暖通空调系统各典型模型, 在 OpenModelica 平台上搭建了一个暖通空调系统仿真模型。随后, 依据某厂房的实际测量数据对模型的参数进行设定与校正使房间温度维持在 293 K (20 °C) 左右。房间温度仿真曲线如图 3 所示。

1.3 故障样本生成

依据暖通空调系统的典型故障类型和建立的仿真模型, 采取人工注入故障的方式进行了故障数据获取试验。由于暖通空调系统故障分为传感器故障和设备故障, 本文分别选取传感器偏差故障和冷水机蒸发器结垢故障进行研究说明。

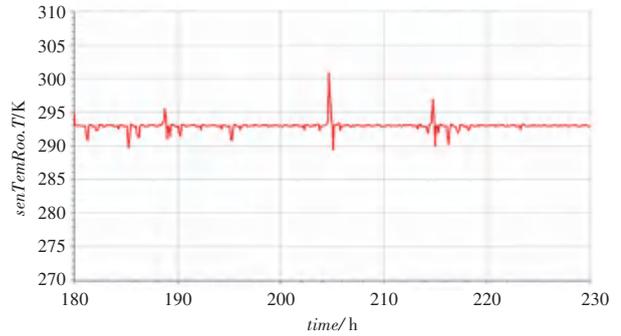


图 3 房间温度变化

Fig. 3 Room temperature change

(1) 故障一: 仿真模拟暖通空调系统的冷冻水传感器在正常运行和有故障运行状态。系统正常运行稳定后, 在稳定运行的某一时间点对冷冻水传感器设置 5 °C 的正向偏差故障, 仿真监测传感器读数。其仿真曲线如图 4、图 5 所示。

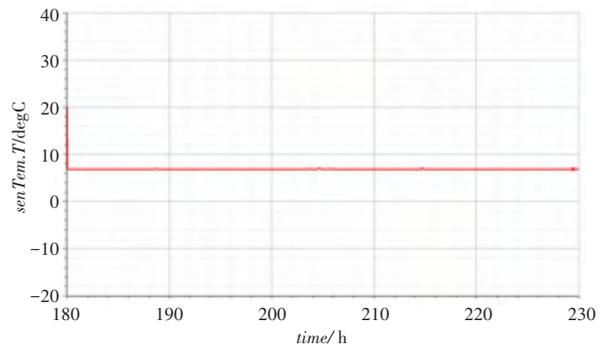


图 4 正常运行状态的传感器测量数据曲线

Fig. 4 Sensor measurement data curve in normal operation

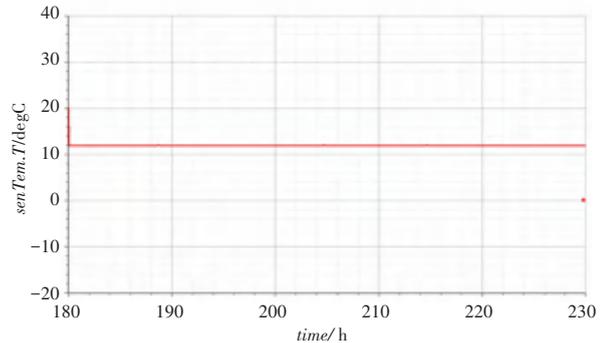


图 5 故障运行状态下的传感器测量数据曲线

Fig. 5 Sensor measurement data curve under fault operation

(2) 故障二: 暖通空调系统的送风管道由于其直

接给房间供冷,其故障的发生直接影响房间温度。仿真模拟暖通空调系统的送风管道在正常运行和有故障运行状态。系统正常运行稳定后,在稳定运行的某一时间点对送风管道设置泄露故障,仿真监测房间温度传感器读数。其仿真曲线如图6、图7所示。

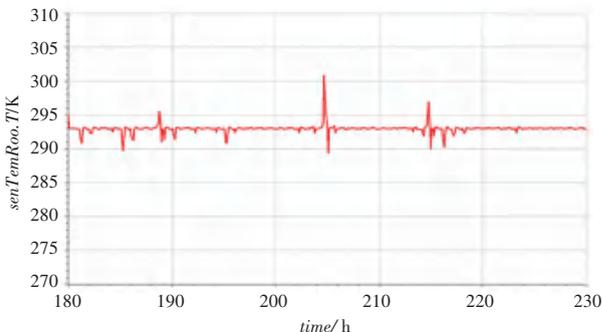


图6 正常运行状态的房间温度曲线

Fig. 6 Room temperature curve in normal operation

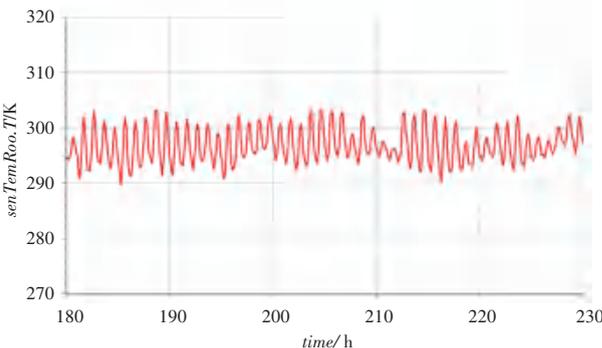


图7 送风管道破裂的房间温度曲线

Fig. 7 Room temperature profile of air supply duct rupture

2 PCA 算法识别

2.1 主元分析理论

主元分析(PCA)是一种在确保数据信息丢失最少的情况下对高维变量空间进行降维处理的算法。假设 $X \in R^{m \times n}$ 是数据矩阵,其中 m 是采样次数,而 n 是监测变量的个数。PCA 方法对数据进行降维的过程本质上就是数据矩阵 X 的协方差矩阵进行谱分解的过程。此处需用到如下数学公式:

$$COV(X) = \frac{\tilde{X}X}{m-1} \quad (6)$$

$$COV(X)P_i = \lambda_i P_i \quad (7)$$

其中, $COV(X)$ 为数据矩阵 X 的协方差矩阵; λ_i 是协方差矩阵按照降序排列的特征值; P_i 为 $COV(X)$ 的特征向量。对于主元空间的降维就是选取具有能代表主要信息的主元,其数学描述如下式:

$$X = t_1 P_1 + t_2 P_2 + \dots + t_k P_k \quad (8)$$

其中, t_i 是得分向量、即系统主元,主要是对采

样数据之间的关联信息进行提取。 P_i 称为系统主元的特征向量,主要是对各变量之间的关联信息进行提取。 E 为残差矩阵,包含模型误差和噪声信息。并且, P_i, t_i 需要满足式(9)~式(11),具体如下:

$$t_i^T t_j = 0, i \neq j \quad (9)$$

$$P_i P_j = 0, i \neq j \quad (10)$$

$$P_i P_j = 1, i = j \quad (11)$$

用 P_i 乘式(8)等式两边得式(12):

$$t_i = X P_i \quad (12)$$

主元向量 t_i 的长度代表了数据矩阵 X 在特征向量 P_i 上的变化范围。

2.2 PCA 故障诊断模型

假设 $X \in R^{m \times n}$ 数据矩阵代表暖通空调系统的运行数据。在进行主成分分析时,首先要将数据进行标准化处理,即将每个变量的均值减掉然后除以其标准差,在获得正常运行的主元模型后就可以应用多变量统计过程控制图。比如平方预测误差图(SPE), T^2 图和贡献图。相应的数学描述如下。

(1)平方预测误差图(SPE)。平方预测误差统计量也称作 Q 统计量。平方预测误差统计量在第 i 个时刻的数值为标量,其可以作为模型外部的数据变化的测度,即代表了此时刻的测量值 X_i 与主元模型的偏离量。当系统运行过程出现了故障时,SPE 的值往往会由于过大而超出控制限值,若 SPE 的值没有超出控制限则系统正常运行。SPE 统计量和控制限的数学描述如式(13)~式(16)所示:

$$Q_i = X_i(I - \tilde{P}_k \tilde{P}_k^T)X_i^T \quad (13)$$

$$\beta_\alpha = \theta_1 \frac{\hat{\sigma}_1 \sqrt{2\theta_2} h C_\alpha}{\hat{\sigma}_1} + \frac{(h-1)h\theta_2}{\theta_2} + 1 \quad (14)$$

$$h = 1 - \frac{2\theta_3 \theta_1}{3\theta_2^2} \quad (15)$$

$$\theta_i = \sum_{j=k+1}^n \lambda_j^i, i = 1, 2, 3 \quad (16)$$

其中, Q_i 表示在第 i 个采样点的 Q 统计量; β_α 表示在检验水平为 α 时的控制限; $\tilde{P}_k = [P_1 \ P_2 \ \dots \ P_k]$; I 表示单位矩阵; C_α 表示标准正态分布在置信度是 α 的阈值; λ_i 表示 X 的协方差矩阵的特征值。

(2)Hotelling T^2 图。Hotelling T^2 图代表了得分向量 t_i 的平方和,可以表明各个不同采样在幅值和变化的趋势偏离模型的程度, T^2 统计量是一种主元模型内部变化的测度。当系统运行过程出现了

故障时, T^2 的值往往会由于过大而超出控制限值, 若 T^2 的值没有超出控制限值则系统正常运行。 T^2 统计量及其控制限 T_α^2 的数学描述如下式:

$$T_i^2 = \mathbf{X}_i \tilde{\mathbf{P}} \boldsymbol{\lambda}^{-1} \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{X}_i^T \quad (17)$$

$$T_\alpha^2 = \frac{m(n-1)}{n-m} F_{m,n-1,\alpha} \quad (18)$$

其中, \mathbf{X}_i 为第 i 时刻的数据变量向量; n 是样本的个数; m 是降维后的主元个数; $F_{m,n-1,\alpha}$ 为在置信度为 α 、并且自由度是 $m, n-1$ 的条件下的 F 分布临界值。

(3) 贡献图。在 SPE 统计量或者 T^2 统计量的值超过其各自的控制限值时, 可以依此判断出此时系统出现了故障情况, 但是 SPE 统计量或者 T^2 统计量都只能检测到系统有故障发生而不能识别出故障来源。而贡献图能够找出故障来源。假设第 j 个过程变量对在第 i 时刻的 Q 统计量的贡献为: $Q_{ij} = (\mathbf{X}_{ij} - \widetilde{\mathbf{X}}_{ij})^2$ 。而第 j 个过程变量对在第 i 时刻对第 K 个主元的贡献为 $T_{ij} = \mathbf{X}_{ij} P_{kj}$ 。

2.3 故障诊断与检测方法步骤

基于主成分分析的暖通空调系统的故障检测与诊断方法的基本步骤如下:

(1) 在 OpenModelica 仿真平台上模拟 HVAC 系统的正常运行状态进而获取系统的正常样本数据, 然后将正常的样本数据进行标准化处理, 即将数据集变换为均值为 0, 方差是 1 的标准数据集。

(2) 基于处理好的标准数据集以建立 PCA 主元模型并提取主元。

(3) 计算标准数据集的 PCA 模型相应的控制限和统计量。

(4) 在 OpenModelica 仿真平台上模拟 HVAC 系统的故障运行状态进而获取系统的故障样本数据, 并对故障数据集进行标准化处理。

(5) 对标准化的故障数据集, 计算其 T^2 统计量和 SPE 统计量。并监控其数据是否超过正常数据集的控制限。

(6) 计算每个变量对 T^2 统计量和 SPE 统计量的贡献率, 贡献率最大的变量一般为引起故障的变量。

2.4 仿真验证

以暖通空调系统模型的传感器偏移故障和送风管道破裂故障进行仿真试验验证, 其余系统故障均可类似检测。本文选择系统监测变量 1 为冷水机 COP 值, 监测变量 2 为冷冻水传感器数值, 监测变量 3 为房间温度, 监测变量 4 为送风风速。这里拟

展开研究论述如下。

(1) 针对传感器故障: HVAC 系统起始阶段传感器正常运行, 在第 400 个采样点后对冷冻水传感器添加 5 °C 的正向偏差故障, PCA 算法对该故障的检测结果如图 8、图 9 所示。

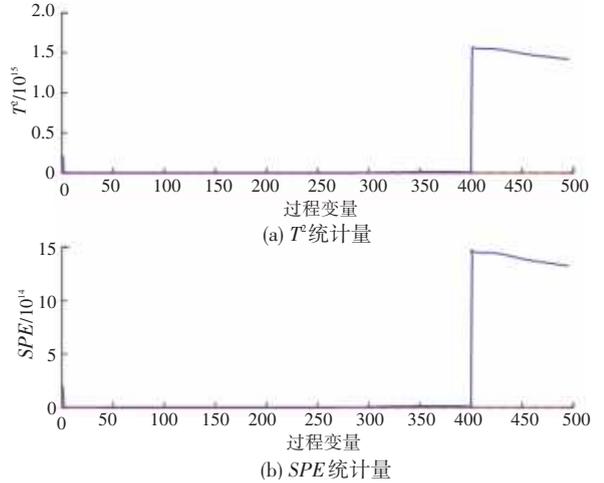


图 8 SPE 统计量和 T^2 统计量

Fig. 8 SPE statistic and T^2 statistic

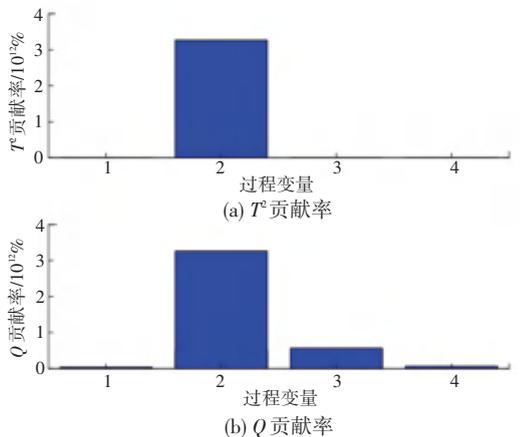


图 9 各变量累计贡献率

Fig. 9 Cumulative contribution of each variable

(2) 针对送风管道破裂故障: HVAC 系统起始阶段管道正常运行, 在第 400 个采样点后对管道设置泄露故障, PCA 算法对该故障的检测结果如图 10、图 11 所示。

从图 8 和图 10 可以发现, 在第 400 个采样点后, T^2 统计量和 SPE 统计量明显超出正常数据集的控制限, 故 PCA 模型检测出该系统在故障状态下运行。为对故障来源进行识别, 由图 9 的监测变量累计贡献率可以看出过程变量 2 贡献最大, 与设置的冷冻水传感器偏差故障一致。同样地, 从监测变量累计贡献率图 11 可以看出, 过程变量 3 贡献最大,

与设置的送风管道破裂故障一致。

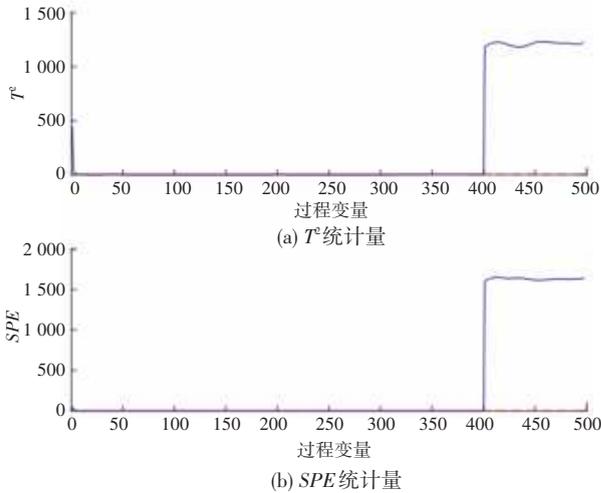


图 10 SPE 统计量和 T^2 统计量

Fig. 10 SPE statistic and T^2 statistic

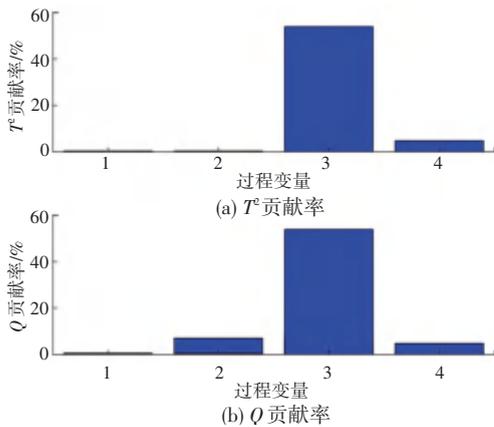


图 11 各变量累计贡献率

Fig. 11 Cumulative contribution of each variable

3 结束语

本文利用暖通空调系统模型建立与 PCA 故障诊断算法相结合的方法实现了系统的故障诊断。该方法能够有效解决了单一的基于数据驱动故障诊断方法所需的现实系统故障数据不充分的问题,也能利用基于数据驱动故障诊断方法的诊断率高的特点。最后,通过仿真试验验证了文中提出的方法能够准确有效地检测到暖通空调系统的故障。

参考文献

- [1] 孟亚, 谢璐璐. 数据中心宕机事故案例分析及其带来的教训[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2018, 36(S1):83-86.
- [2] AHN B C. A model - based fault detection and diagnosis methodology for cooling tower[J]. International Journal of Air-Conditioning and Refrigeration, 2001(9):63-71.
- [3] KANT K. Data center evolution: A tutorial on state of the art, issues, and challenges[J]. Computer Networks, 2009, 53(17): 2939-2965.
- [4] 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(6):748-758.
- [5] HOUSE J M, VAEZI-NEJAD H, WHITCOMB J M. An expert rule set for fault detection in air - handling units[J]. ASHRAE Transactions, 2001(1):858-871.
- [6] YANG H, CHO S, TAE C S, et al. Sequential rule based algorithms for temperature sensor fault detection in air handling units[J]. Energy Conversion & Management, 2008, 49(8):2291-2306.
- [7] 王海涛. 变风量空调系统在线故障检测与诊断方法及应用研究[D]. 长沙:湖南大学, 2012.
- [8] WANG Liping, PHILIP H, FRED B W. An improved simple chilled water cooling coil model[C]//2012 IBPSA Conference. Madison, WI:USDOE Office of Science (SC), 2012:1-15.
- [9] WANG Shengwei, XIAO Fu. AHU sensor fault diagnosis using principal component analysis method[J]. Energy and Buildings, 2004, 36:147-160.
- [10] LI Guannan, HU Yunpeng, CHEN Huaxin, et al. An improved fault detection method for incipient centrifugal chiller faults using the PCA-R-SVDD algorithm[J]. Energy and Buildings, 2016, 116:104-113.
- [11] TURNER W J N, STAINO A, BASU B. Residential HVAC fault detection using a system identification approach[J]. Energy and Buildings, 2017, 151:1-17.
- [12] BEGHI A, BRIGNOLI R, CECCHINATO L, et al. Data-driven fault detection and diagnosis for HVAC water chillers[J]. Control Engineering Practice, 2016, 53:79-91.
- [13] ELNOUR M, MESKIN N, AL - NAEMI M. Sensor data validation and fault diagnosis using auto associative Neural Network for HVAC systems[J]. Journal of Building Engineering, 2019, 27:100935.
- [14] TAAI A, ITARD L. P&ID-based automated fault identification for energy performance diagnosis in HVAC systems: 4S3F method, development of DBN models and application to an ATEs system [J]. Energy and Buildings, 2020, 224(1):110289.
- [15] LI Guannan, HU Yunpeng. An enhanced PCA - based chiller sensor fault detection method using ensemble empirical mode decomposition based denoising[J]. Energy and Buildings, 2019, 183:311-324.

(上接第 170 页)

- [14] GUO X L, SHI C Y, LIU C M. Intention modeling from ordered and unordered facets for sequential recommendation [C]// Proceedings of The Web Conference 2020. New York: ACM, 2020: 1127-1137.

- [15] HE X N, LIAO L Z, ZHANG H W, et al. Neural collaborative filtering [C]// Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. New York: ACM, 2017: 173-182.