

文章编号:0253-4339(2019)05-0130-07
doi:10.3969/j.issn.0253-4339.2019.05.130

基于单类支持向量机的冷水机组温度传感器故障检测

毛前军¹ 梁致远¹ 刘冬华¹ 胡云鹏² 李冠男¹ 方曦¹

(1 武汉科技大学城市建设学院 武汉 430065; 2 武汉商学院 武汉 430056)

摘要 冷水机组系统中,温度传感器出现故障会严重影响机组工作效率及使用寿命。针对冷水机组温度传感器偏差故障,本文提出一种基于单类支持向量机(one-class support vector machine, OC-SVM)的故障检测方法,采用冷水机组正常数据建立 OC-SVM 模型,通过十折交叉验证法获得模型优化参数。分别采用工程实测数据和实验数据(共 4 组)对该方法进行了验证,结果表明:基于 OC-SVM 的方法能有效检测出 4 组冷水机组的温度传感器偏差故障。其中对于螺杆式冷水机组(数据集 I)的故障检测效果明显,当冷冻水侧温度传感器偏差故障幅值绝对值大于 1 °C 时,检测效率达到 100%。

关键词 冷水机组;传感器;故障检测;单类支持向量机;算法

中图分类号:TU831.4; TP306.3

文献标识码:A

Fault Detection of Temperature Sensor in Chiller based on One-class Support Vector Machine Algorithm

Mao Qianjun¹ Liang Zhiyuan¹ Liu Donghua¹ Hu Yunpeng² Li Guannan¹ Fang Xi¹

(1. School of Urban Construction, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, 430065, China; 2. Wuhan Business University, Wuhan, 430056, China)

Abstract Temperature sensor faults may lead to abnormal system operations that can damage the chiller system and reduce its life span. Herein, a fault detection method based on the one-class support vector machine (OC-SVM) algorithm has been proposed. Fault-free data were used to train the OC-SVM model for detection of temperature sensor biases. The optimized model parameters were obtained by the 10-fold cross validation method. Four chiller datasets, including in-site and laboratory data, were used to validate the proposed method. Results showed that the OC-SVM showed good fault detection performance on the four chiller datasets, with the effect of fault detection being especially obvious for the screw chiller (dataset I). The detection efficiency reached 100%, when the absolute value of temperature sensor fault biases at chilled-water side was greater than 1 °C.

Keywords chiller; sensor; fault detection; one-class support vector machine; algorithm

冷水机组作为空调系统的重要组成部分,在实际运行过程中,常因不同环境条件及运行模式的影响出现不同故障,造成能源浪费、用户投诉、设备过度损耗^[1-2]等问题。故障检测和诊断(fault detection and diagnosis, FDD)方法作为确保冷水机组正常运行的重要方法,对空调系统高效运行及节能起至关重要的作用。值得注意的是,传感器测量数据的准确性及可靠性^[3-4]对故障检测和诊断的效果有十分显著的影响。由于传感器故障导致的测量精确性下降可能造成系统控制策略不当,最终影响空调系统能耗及建筑服务成本^[5-7],因此有必要对冷水机组传感器故障的检测和诊断进行研究。

近年来,基于冷水机组运行数据的 FDD 研究已成为制冷空调领域内的一个热点课题。随着研究

方法的不断发展和改进,支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)及支持向量机(support vector machine, SVM)已被广泛应用于冷水机组 FDD 领域。Zhao Yang 等^[8]利用 SVDD 进行了冷水机组及传感器的故障检测工作,与主元分析方法(principal component analysis, PCA)相比,该方法具有更高的故障检测效率。Han Hua 等^[9]结合遗传算法(genetic algorithm, GA)设计了“一对一”多类 SVM 模型应用于冷水机组重要传感器的自动化 FDD,在降低测试时间的同时取得了较优的诊断效果。Yan Ke 等^[10]针对冷水机组 FDD 提出了一种结合外生变量的自回归(auto-regressive modeling with exogeneous inputs, ARX)模型与 SVM 混合的方法,与传统方法相比获得了较高的预测准确率及较低

的虚警率。

单类支持向量机 (one-class support vector machine, OC-SVM) 与 SVDD 类似^[11], 同为基于 SVM 理论的单分类方法。该方法在冷水机组故障数据样本不足或难以获得故障数据样本时, 能够依据机组运行的正常数据进行学习并得到一个决策边界用于检测机组是否发生故障。OC-SVM 在处理高维度、非线性数据集的分类问题时^[12] 具有较好的效果, 目前已在手写体识别^[13]、卫星图像提取^[14-15]、入侵检测^[16]、信息追踪^[17] 等研究方向取得了不错的成果, 而在冷水机组传感器故障检测领域中鲜有应用。因此, 本文提出一种基于 OC-SVM 的检测方法, 用于检测冷水机组温度传感器偏差故障。

1 OC-SVM 分类原理

OC-SVM 最先由 B. Schölkopf 等^[18] 提出, 基本思想为通过训练正常数据样本, 在特征空间中构造一个最优超平面以实现训练样本与原点距离的最大化, 如图 1 所示。

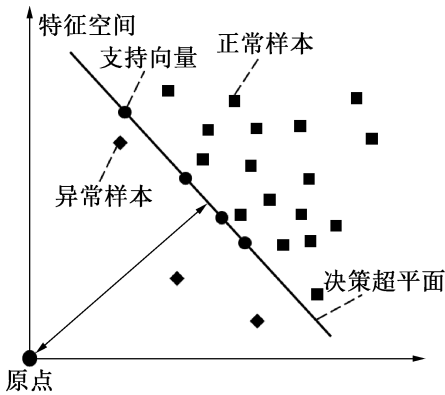


图 1 OC-SVM 原理
Fig.1 The principle of OC-SVM

对于正常样本数据集 $X = [x_1, \dots, x_N]^T \in R^{N \times L}$, 为获取决策超平面 $f(x) = \omega\phi(x) - \rho = 0$, 考虑求解优化问题:

$$\min_{\omega \in F, \xi \in R^N, \rho \in R} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{N\nu} \sum_{i=1}^N \xi_i - \rho \quad (1)$$

$$s.t. \quad \omega\phi(x_i) \geq \rho - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (2)$$

式中: N 为样本个数, $\nu \in (0, 1)$ 为正则化参数; ξ_i 为 $x_i (i = 0, 1, \dots, N)$ 对应的松弛变量; ω 和 ρ 为决定决策超平面的参数; ϕ 为数据由原始非线性空间到特征空间的映射。

引入拉格朗日乘子 $\alpha_i \geq 0$ 及 $\beta_i \geq 0$, 求解拉格朗日方程:

$$L(\omega, \xi, \rho, \alpha, \beta) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{N\nu} \sum_{i=1}^N \xi_i - \rho - \sum_{i=1}^N \alpha_i [\omega\phi(x_i) - \rho + \xi_i] - \sum_{i=1}^N \beta_i \xi_i \quad (3)$$

对上述方程中的各变量求偏微分后可得该优化问题的对偶形式:

$$\min_{\alpha} \alpha^T H \alpha \quad (4)$$

$$s.t. \quad 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{N\nu}, \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1 \quad (5)$$

式中: $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$, H 为由 H_{ij} 构成的核矩阵, H_{ij} 可表示为:

$$H_{ij} = K(x_i, x_j) = \phi(x_i)\phi(x_j) \quad (6)$$

$K(x_i, x_j)$ 为核函数, 采用如式(7)所示的 RBF 核函数, 仅有一个参数 σ 需调节, 该参数影响 RBF 核函数的宽幅。

$$K(x_i, x_j) = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

通过求解上述二次规划问题, 即可解出 α , 于是 ω 和 ρ 可由式(8)~式(9)分别算出:

$$\omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) \quad (8)$$

$$\rho = \sum_{j=1}^N \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (9)$$

由解出的 ω 和 ρ 即可求得特征空间中的决策超平面。

对于训练集 $Z = [z_1, \dots, z_M]^T \in R^{M \times L}$, 建立了基于欧式距离的决策函数 $F(z_k) (k = 0, 1, \dots, M)$ 用于对测试样本 z_k 进行分类:

$$F(z_k) = \text{sign}[\omega\phi(z_k) - \rho] \quad (10)$$

通过计算测试样本 z_k 的决策函数 $F(z_k)$ 来判断 z_k 与决策超平面的位置关系。若 $F(z_k) = +1$ 时, z_k 落在决策超平面之内, 被分类为正类, 即判断为正常样本; 若 $F(z_k) = -1$ 时, z_k 落在决策超平面之外, 被分类为负类, 即判断为故障样本。

2 故障检测流程

基于 OC-SVM 的温度传感器故障检测流程如图 2 所示, 主要分为模型建立阶段和故障检测阶段。

模型建立阶段: 1) 建模前对训练集 $X_0 \in R^{N \times L}$ 进行均值为 0、标准差为 1 的标准化处理; 2) 在标准化后的训练集 $X \in R^{N \times L}$ 上, 依据十折交叉验证法, 寻找模型优化参数 $(\nu_{\text{opt}}, \sigma_{\text{opt}})$; 3) 基于寻得的优化参数建立 OC-SVM 模型用于故障检测。

故障检测阶段: 1) 在测试集 $Z_0 \in R^{M \times L}$ 中引入单变量固定幅值的传感器故障偏差, 使用与训练集标准

化相同的映射规则处理测试集数据;2)通过已建立的 OC-SVM 模型处理标准化的测试集 $Z \in R^{M \times L}$;3)

依据所获得的被测数据决策函数 $F(z_k)$ 判断冷水机组运行状况。

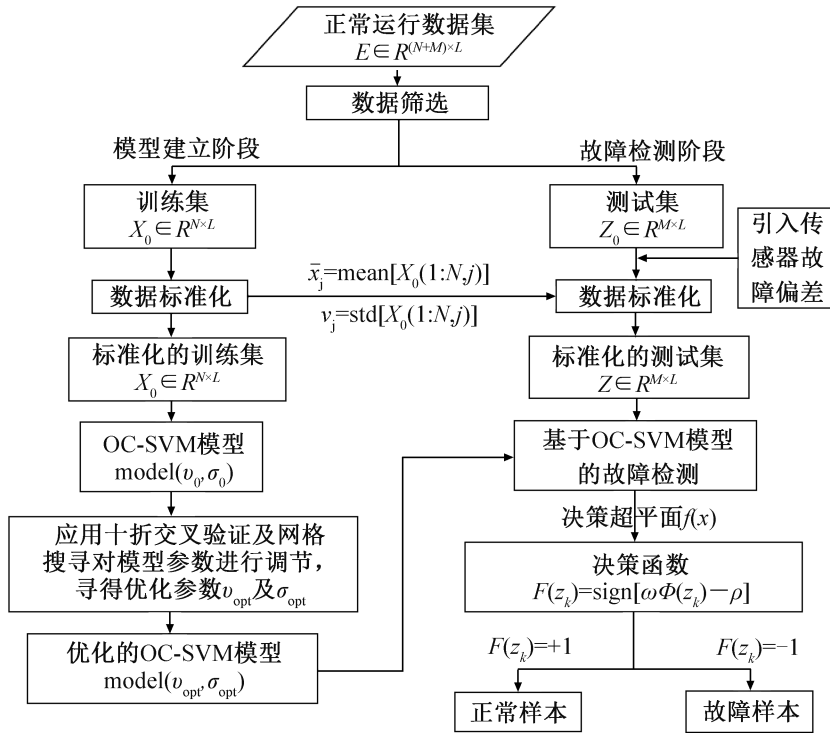


图 2 基于 OC-SVM 的冷水机组温度传感器故障检测流程
Fig.2 Flow chart of fault detection on temperature sensor in chiller based on OC-SVM

3 实验数据

3.1 数据与特征选取

选取两个工程实测数据集、两个实验数据集验证了基于 OC-SVM 的冷水机组温度传感器故障检测方法的有效性。

各数据集的基本特征如下:数据集 I 为武汉市某电子厂 7 月份至 9 月份螺杆式冷水机组正常运行数据^[19]。剔除记录不完整的数据样本后得到 612 组训练数据和 456 组测试数据;数据集 II 为武汉市某高校地源热泵机组(夏季气候条件下,地源热泵机组持续产生冷水,向室内风机盘管提供冷量)7 月份和 8 月份正常运行数据,该数据集包含 460 组训练数据以及 253 组测试数据;数据集 III 及数据集 IV 均来自 ASHARE RP-1043 中离心式冷水机组正常运行数据^[20]。

数据集 III 的冷冻水供水的温度设定值分别为 10.0、7.2、4.4 °C,包含 410 组训练数据及 410 组测试数据;数据集 IV 的冷冻水供水的温度设定值为 7.2 °C,包括 130 组训练数据及 130 组测试数据。两组数据集冷却水供水温度在 16.7~29.5 °C 阶跃运行。

根据能量守恒定律及测试参数相关性^[21],选择

8 个特征变量建立 OC-SVM 模型,即 $[T_{chws}, T_{chwr}, Q_{chw}, T_{cws}, T_{cwr}, Q_{cw}, P, M_{ref}]$,分别为冷冻水侧供水温度、冷冻水侧回水温度、冷冻水侧体积流量、冷却水侧供水温度、冷却水侧回水温度、冷却水侧体积流量、机组功率及控制系统反馈信号。由于机组类型的不同,选用数据集 II 时,采用机组制冷量 Q_{ref} 及耗电量 W 来替代变量 Q_{cw} 和 M_{ref} 进行建模。选用数据集 III 时,变量 M_{ref} 代表阀门控制反馈信号;选用数据集 IV 时,变量 M_{ref} 代表滑阀位置反馈信号。

3.2 模型参数优化

采用十折交叉验证法进行模型参数寻优,筛选出一组合理的优化参数建立模型,避免出现过拟合现象。文献[11, 22]表明,参数 v 越小,模型拟合非线性的能力就越强,参数 σ 越大,支持向量个数越少,决策边界越松散。本实验中,十折交叉验证准确率控制在 90% 以上,选择 v 较小、 σ 较大的区域为交叉验证中网格参数的精细搜索范围,于区域内得到一组基于训练集的优化参数 (v_{opt}, σ_{opt}) ,根据该组参数建立 OC-SVM 模型。图 3 所示为黑色方框给出了选用数据集 I 进行建模时,十折交叉验证法网格参数寻优的精细搜索范围。表 1 所示为数据集 I ~ IV 的模型优

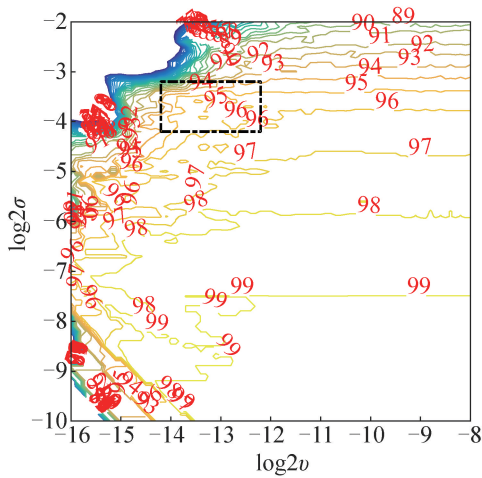


图 3 十折交叉验证中优化参数精细搜索区域 (数据集 I)
Fig.3 Results of 10-fold cross validation using grid search method (dataset I)

化参数值,并给出了各训练集冷冻水供、回水的最大值、最小值、标准差。

表 1 训练集统计学特征与模型优化参数值
Tab.1 Statistical characteristics of training sets and parameter values of model optimization

数据 集	传感 器	统计学特征			参数值	
		最大 值/°C	最小 值/°C	标准 差/°C	v_{opt}	σ_{opt}
I	T_{chws}	9.7	5.6	0.28	2^{-14}	$2^{-3.3}$
	T_{chwr}	12.1	8.1	0.38		
II	T_{chws}	18.0	6.6	1.33	$2^{-11.5}$	2^{-4}
	T_{chwr}	21.7	9.2	1.36		
III	T_{chws}	11.7	3.8	2.31	$2^{-13.1}$	$2^{-3.4}$
	T_{chwr}	17.2	6.1	2.72		
IV	T_{chws}	8.1	6.1	0.35	2^{-12}	$2^{-5.5}$
	T_{chwr}	13.7	8.7	1.62		

4 结果验证

对数据集 I ~ IV 的 T_{chws} 及 T_{chwr} 分别引入幅值范围为 $-4 \sim 4$ °C、间隔 1 °C 的传感器偏差故障。定义负类分类率为:测试集中被模型分为负类的样本个数与测试集样本总数的比值,数值上等于传感器偏差故障检测效率(测试集中被检测为故障样本的个数与测试集样本总数的比值)。

4.1 决策函数 $F(z_k)$

以选用数据集 I 为例进行基于 OC-SVM 方法的

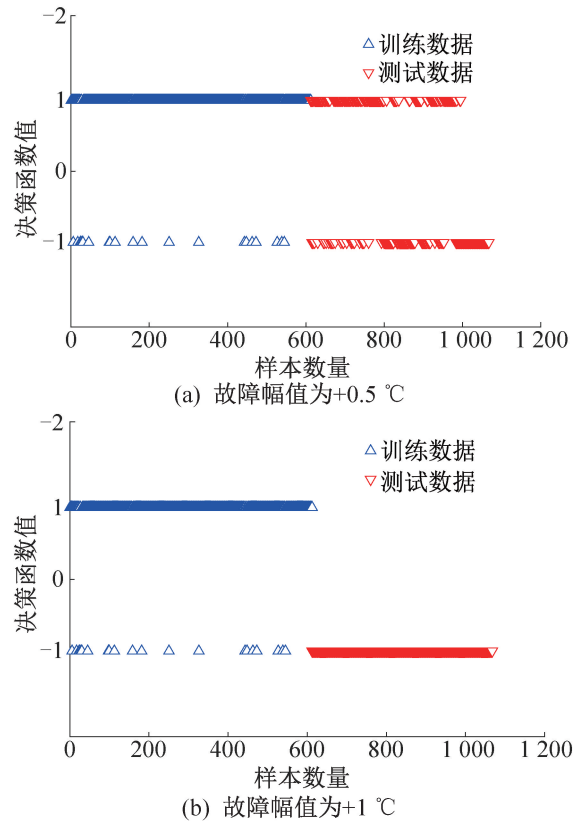


图 4 T_{chws} 传感器故障幅值为 $+0.5$ °C 和 $+1$ °C 时的决策函数值
Fig.4 Decision function plots of T_{chws} sensor fault deviations at $+0.5$ °C and $+1$ °C

偏差故障检测。图 4 所示为 T_{chws} 传感器故障幅值为 $+0.5$ °C 及 $+1$ °C 时的决策函数值。其中训练集(样本数量 1~612)中有 588 个样本的决策函数 $F(x_i)$ 取值为 $+1$,即 96% 训练数据被分类为正常样本,训练集整体保持稳定。

由图 4 中测试数据(样本数量 613~1 068)发现,故障偏差为 $+0.5$ °C 时,456 个测试样本中决策函数 $F(z_k)$ 取值为 -1 的样本只有 215 个,即负类分类率为 47%;而当故障幅值增至 $+1$ °C 时,测试集中 456 个样本的决策函数 $F(z_k)$ 取值全部为 -1 ,负类分类率显著提升至 100%。随着引入故障幅值的增大,测试样本越容易向决策超平面外移动,决策函数 $F(z_k)$ 取得 -1 的概率显著增加,即越容易被分类为负类样本。

4.2 检测结果及分析

表 2 所示为数据集 I ~ IV 的 T_{chws} 和 T_{chwr} 在不同偏差故障幅值下的传感器故障检测效率,可以看出基于 OC-SVM 的方法能有效检测出 T_{chws} 及 T_{chwr} 传感器上的偏差故障。

1) 数据集 I:当偏差故障幅值绝对值 ≥ 1 °C 时, T_{chws} 和 T_{chwr} 传感器的故障检测效率均 $\geq 95\%$,大于 1 °C 时达到 100%,检测效果明显。

表 2 T_{chws} 及 T_{chwr} 在不同故障幅值下的传感器故障检测效率
Tab.2 Detection efficiency of T_{chws} and T_{chwr} sensor bias faults

数据集	传感器	不同故障幅值条件下的检测效率/%							
		-4 °C	-3 °C	-2 °C	-1 °C	1 °C	2 °C	3 °C	4 °C
I	T_{chws}	100	100	100	100	100	100	100	100
	T_{chwr}	100	100	100	98	95	100	100	100
II	T_{chws}	94	78	53	20	13	19	35	64
	T_{chwr}	91	76	51	20	14	18	34	64
III	T_{chws}	61	47	35	21	10	20	37	46
	T_{chwr}	51	37	27	14	12	19	31	49
IV	T_{chws}	100	100	95	51	65	98	100	100
	T_{chwr}	72	48	28	18	16	17	24	52

2) 数据集 II: 对比 T_{chws} 与 T_{chwr} 传感器在相同偏差故障幅值下的检测效率, 发现两者具有十分接近的检测效果。而对比两者在负偏差与正偏差上的检测效率发现, 基于 OC-SVM 的方法在负偏差上的故障检测能力要明显高于正偏差。在 -4 °C 故障幅值下, T_{chws} 和 T_{chwr} 传感器的检测效率均超过 90%, 检测效果较好; 在 +4 °C 故障幅值下, 两者检测效率超过 60%。

3) 数据集 III: 基于 OC-SVM 的方法在该数据集上的检测效率略低。在 -4 °C 故障幅值下, T_{chws} 和 T_{chwr} 传感器检测出了超过 45% 的故障数据; 在 +4 °C 故障幅值下, 两者检测效率均超过 50%。

4) 数据集 IV: 数据集 III 与数据集 IV 的主要区别在于后者的冷冻水供水设定温度保持在 7.2 °C, 因此后者冷冻水供水的测量数据变化范围要明显小于前者。表 2 显示, T_{chws} 传感器的偏差故障检测效率要优于 T_{chwr} 传感器。当 T_{chws} 传感器偏差故障幅值绝对值 ≥ 2 °C 时, 检测效率均大于 95%, 检测效果显著, 同时 T_{chwr} 传感器在 -4 °C 故障幅值下的检测效率可以达到 72%。

5 结论

本文提出了一种基于 OC-SVM 的冷水机组温度传感器故障检测方法, 选取了 4 组不同的冷水机组数据, 分别选择每个数据集中的 8 个变量建立了对应的 OC-SVM 故障检测模型。采用十折交叉验证法寻得模型优化参数, 运用优化后的模型对传感器偏差故障进行了检测。通过对检测结果进行分析, 验证了该方法的有效性, 得到如下结论:

1) 基于 OC-SVM 的方法对温度传感器偏差故

障具有较好的检测能力。对于螺杆式冷水机组(数据集 I)的检测效果尤为明显, 在冷冻水侧温度传感器偏差故障幅值绝对值 ≥ 1 °C 时, 检测效率达到 100%。4 个数据集的检测结果显示, 检测效率随故障幅值的增大而增大。对于不同温度传感器的不同程度偏差故障, 其检测效率存在一定的差别。

2) OC-SVM 模型十分依赖于训练集的数据质量, 数据变化范围小、标准差小的训练集有助于学习到一个边界紧凑的 OC-SVM 分类模型, 从而一定程度提高了模型检测能力。

3) 基于 OC-SVM 的检测方法可应用于冷水机组故障检测中, 但对不同数据集的检测效果并不一致。下一步将运用该方法进行不同类型冷水机组的传感器故障检测, 与常见故障检测方法进行对比并分析其优缺点, 研究不同类型数据对该方法检测效率的影响。同时考虑将该方法运用于在线冷水机组故障检测中, 建立合适的距离监测量以便实现故障检测过程可视化。

符号说明

- ν ——正则化参数
- ξ_i ——松弛向量
- ω, ρ ——决策超平面参数
- N ——训练集样本个数
- M ——测试集样本个数
- L ——样本数据维度
- ϕ ——非线性映射
- α_i, β_i ——拉格朗日乘子
- $K(x_i, x_j)$ ——核函数
- σ ——RBF 核函数参数
- $F(x_i)$ ——训练集样本决策函数值

$F(z_k)$ ——测试集样本决策函数值
 T_{chws} ——冷冻水侧供水温度, $^{\circ}\text{C}$
 T_{chwr} ——冷冻水侧回水温度, $^{\circ}\text{C}$
 Q_{chw} ——冷冻水侧体积流量, m^3/h
 T_{cws} ——冷却水侧供水温度, $^{\circ}\text{C}$
 T_{cwr} ——冷却水侧回水温度, $^{\circ}\text{C}$
 Q_{cw} ——冷却水侧体积流量, m^3/h
 P ——机组功率, kW
 M_{ref} ——系统控制反馈信号
 Q_{ref} ——机组制冷量, kW
 W ——机组耗电量, $\text{kW}\cdot\text{h}$

本文受湖北省教育厅科学研究计划青年人才项目(Q20181110),湖北省高等学校优秀中青年科技创新团队项目(T201829),湖北省自然科学基金项目(2016CFB472)和武汉科技大学博士科研基金项目(100234)资助。(The project was supported by the Excellent Young and Middle-aged Talent in Universities of Hubei (No. Q20181110), the Excellent Young and Middle-aged Scientific and Technological Innovative Team in Universities of Hubei (No. T201829), the Natural Science Foundation of Hubei (No. 2016CFB472), and Doctoral Research Fund Project of Wuhan University of Science and Technology (No. 100234).)

参考文献

[1] XU Xinhua, XIAO Fu, WANG Shengwei. Enhanced chiller sensor fault detection, diagnosis and estimation using wavelet analysis and principal component analysis methods[J]. Applied Thermal Engineering, 2008, 28(2): 226-237.

[2] 石书彪, 陈焕新, 李冠男, 等. 基于改进 BP 网络的冷水机组故障诊断[J]. 制冷学报, 2015, 36(6): 34-39. (SHI Shubiao, CHEN Huanxin, LI Guannan, et al. Research on fault diagnosis of chillers based on improved BP network[J]. Journal of Refrigeration, 2015, 36(6): 34-39.)

[3] WANG Shengwei, CUI Jingtian. Sensor-fault detection, diagnosis and estimation for centrifugal chiller systems using principal-component analysis method[J]. Applied Energy, 2005, 82(3): 197-213.

[4] 晋欣桥, 杜志敏, 肖晓坤, 等. 冷水机组系统的温度传感器故障诊断[J]. 上海交通大学学报, 2004, 38(6): 976-981. (JIN Xinqiao, DU Zhimin, XIAO Xiaokun, et al. Fault detection and diagnosis of the temperature sensors in chilled water systems[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2004, 38(6): 976-981.)

[5] DU Zhimin, JIN Xinqiao, YANG Yunyu. Fault diagnosis for temperature, flow rate and pressure sensors in VAV systems using wavelet neural network[J]. Applied Energy, 2009, 86(9): 1624-1631.

[6] 陈友明, 郝小礼. 建筑能源管理与控制系统中传感器故

障及其检测与诊断[J]. 暖通空调, 2004, 34(2): 83-88. (CHEN Youming, HAO Xiaoli. Sensor fault detection and diagnosis in building energy management systems[J]. Journal of HV & AC, 2004, 34(2): 83-88.)

[7] 王世强, 姜子炎, 邢建春, 等. 空调系统传感器故障检测的无中心算法[J]. 制冷学报, 2016, 37(2): 30-37. (WANG Shiqiang, JIANG Ziyang, XING Jianchun, et al. Decentralized algorithm for sensors fault detection in HVAC systems[J]. 2016, 37(2): 30-37.)

[8] ZHAO Yang, WANG Shengwei, XIAO Fu. Pattern recognition-based chillers fault detection method using support vector data description (SVDD) [J]. Applied Energy, 2013, 112(4): 1041-1048.

[9] HAN H, GU B, WANG T, et al. Important sensors for chiller fault detection and diagnosis (FDD) from the perspective of feature selection and machine learning[J]. International Journal of Refrigeration, 2011, 34(2): 586-599.

[10] YAN Ke, SHEN Wen, MULUMBA T, et al. ARX model based fault detection and diagnosis for chillers using support vector machines [J]. Energy and Buildings, 2014, 81: 287-295.

[11] 吴定海, 张培林, 任国全, 等. 基于支持向量的单类分类方法综述[J]. 计算机工程, 2011, 37(5): 187-189. (WU Dinghai, ZHANG Peilin, REN Guoquan, et al. Review of one-class classification method based on support vector[J]. Computer Engineering, 2011, 37(5): 187-189.)

[12] MAHADEVAN S, SHAH S L. Fault detection and diagnosis in process data using one-class support vector machines [J]. Journal of Process Control, 2009, 19(10): 1627-1639.

[13] GUERBAI Y, CHIBANI Y, HADJADJI B. The effective use of the one-class SVM classifier for handwritten signature verification based on writer-independent parameters [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(1): 103-113.

[14] BENHABIB W, FIZAZI H. A multi-objective TRIBES/OC-SVM approach for the extraction of areas of interest from satellite images[J]. Journal of Information Processing Systems, 2017, 13(2): 321-339.

[15] LI Peijun, XU Haiqing, GUO Jiancong. Urban building damage detection from very high resolution imagery using OCSVM and spatial features [J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(13): 3393-3409.

[16] MAGLARAS L A, JIANG Jianmin, CRUZ T J. Combining ensemble methods and social network metrics for improving accuracy of OCSVM on intrusion detection in SCADA systems[J]. Journal of Information Security and Applications, 2016, 30(10): 15-26.

(下转第 142 页)

(3): 56-60, 74. (CHEN Fujiang, ZHANG Yun, JIANG Qingqing, et al. Influence of operating parameters on performance of two-stage compression air source heat pump system at low temperature[J]. Fluid Machinery, 2017, 45(3): 56-60, 74.)

[23] HEO J, JEONG M W, KIM Y. Effects of flash tank vapor injection on the heating performance of an inverter driven heat pump for cold regions[J]. International Journal of Refrigeration, 2010, 33(4): 848-855.

[24] TORRELLA E, LARUMBE J A, CABELLO R, et al. A general methodology for energy comparison of intermediate configurations in two-stage vapour compression refrigeration systems[J]. Energy, 2011, 36(7): 4119-4124.

[25] TORRELLA E, LLOPIS R, CABELLO R. Experimental evaluation of the inter-stage conditions of a two-stage refrigeration cycle using a compound compressor[J]. International Journal of Refrigeration, 2008, 32(2): 307-315.

[26] 武传志. 定流量与变流量双级压缩制冷系统的实验研究[D]. 天津: 天津商业大学, 2016. (WU Chuazhi.

Comparative study on two-stage compression refrigeration system with constant flow and variable flow[D]. Tianjin: Tianjin University of Commerce, 2016.)

[27] 金旭. 变容量双级压缩热泵级间匹配耦合特性[D]. 大连: 大连理工大学, 2013. (JIN Xu. Inter stage matching and coupling characteristics in a two-stage compression heat pump system with variable capacity[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013.)

通信作者简介

杨永安,男,高级工程师,天津商业大学机械工程学院, +86 13323322332, E-mail: yyan@tjcu.edu.cn。研究方向: 制冷系统节能及优化。

About the corresponding author

Yang Yongan, male, senior engineer, School of Mechanical Engineering, Tianjin University of Commerce, +86 13323322332, E-mail: yyan@tjcu.edu.cn. Research fields: energy saving and optimization of refrigeration system.

(上接第 135 页)

[17] FENG Pengming, WANG Wenwu, DLAY S, et al. Social force model-based MCMC-OCSVM particle PHD filter for multiple human tracking[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(4): 725-739.

[18] SCHÖLKOPF B, PLATT J C, SHAWE-TAYLOR J, et al. Estimating the support of a high-dimensional distribution[J]. Neural Computation, 2014, 13(7): 1443-1471.

[19] HU Yunpeng, CHEN Huanxin, XIE Junlong, et al. Chiller sensor fault detection using a self-adaptive principal component analysis method[J]. Energy and Buildings, 2012, 54: 252-258.

[20] 胡云鹏. 基于主元分析的传感器故障检测盲区预测[J]. 化工学报, 2017, 68(4): 1509-1515. (HU Yunpeng. Blind zone prediction for PCA-based sensor fault detection[J]. CIESC Journal, 2017, 68(4): 1509-1515.)

[21] HU Yunpeng, CHEN Huanxin, LI Guannan, et al. A statistical training data cleaning strategy for the PCA-based chiller sensor fault detection, diagnosis and data reconstruc-

tion method[J]. Energy and Buildings, 2016, 112: 270-278.

[22] XIAO Yingchao, WANG Huangang, ZHANG Lin, et al. Two methods of selecting Gaussian kernel parameters for one-class SVM and their application to fault detection[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 59: 75-84.

通信作者简介

李冠男,男,博士,武汉科技大学城市建设学院, 13545221926, E-mail: leegna@163.com。研究方向: 暖通空调制冷系统数据挖掘和性能分析。

About the corresponding author

Li Guannan, male, Ph. D., School of Urban Construction, Wuhan University of Science and Technology, +86 13545221926, E-mail: leegna@163.com. Research fields: data mining and performance analysis for heating, ventilating, air-conditioning and refrigeration (HVAC & R) systems.