

基于支持向量机的多联机系统制冷剂充注量故障检测与诊断*

华中科技大学 黄倩云[☆] 陈焕新[△] 孙劭波 刘江岩 李冠男
珠海格力电器股份有限公司 李绍斌

摘要 利用支持向量机算法,建立了制冷剂充注量故障检测与诊断模型。采用网格搜索和十折交叉验证方法优化模型,通过测试数据验证模型性能。结果表明,制冷剂充注不足时的故障检测与诊断准确率较高,但制冷剂充注过量时准确率明显偏低。经过优化后,制冷剂充注量故障检测与诊断的总准确率由 82.2% 提高到 94.6%。

关键词 多联机 制冷剂充注量 故障检测与诊断 支持向量机 参数寻优

SVM-based FDD method for refrigerant charge in variable refrigerant flow system

By Huang Qianyun, Chen Huanxin, Sun Shaobo, Liu Jiangyan, Li Guannan and Li Shaobin

Abstract Based on the support vector machine (SVM) algorithm, establishes a fault detection and diagnosis (FDD) model of refrigerant charge. Optimizes the model using grid search method and ten-fold cross validation method, and verifies model performance by testing data. The results show that the accuracy rate of fault detection and diagnosis is very high when the refrigerant charge is insufficient. But the accuracy rate is obviously low when the refrigerant charge is over charged. After the optimization, the total accuracy rate increases from 82.2% to 94.6%.

Keywords multi split unit, refrigerant charge, fault detection and diagnosis, support vector machine, parameter optimization

★ Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, China

0 引言

多联机空调系统自 20 世纪 90 年代引入我国以来得到了迅速的发展,与传统分体式空调相比,多联机具有高效节能、灵活多样等特点^[1-2]。多联机集一拖多、智能控制、节能控制^[3]等多项技术于一体,具有巨大的发展潜力和应用前景^[4-5]。但是,与传统空调系统一样,多联机也存在制冷剂泄漏等问题,有研究表明,制冷剂充注量如果低于设计值的 25%,其能源利用效率会降低 15%,制冷量也会降低 20%^[6]。故障检测与诊断(fault detection and diagnosis, FDD)技术能够实现对制冷剂充注量故障的实时监测,从而及时发现和排除故障,进而提高系统运行的稳定性。因此,多联机

系统制冷剂充注量故障检测与诊断的研究对建筑节能具有实际意义。

近年来,在制冷空调领域,基于数据的故障检测与诊断方法的研究与应用越来越广泛^[7]。Fan 等人提出了一种建筑自动化系统大数据的通用数据挖掘框架,详细阐述了建筑中暖通空调系统的故障检测与诊断研究的步骤^[8]。Hu 等人提出了自适应主元分析方法检测冷水机组传感器故障^[9]。Fan 等人^[10]和 Du 等人^[11]分别使用小波神经网络算法对空气处理机组传感器进行了故障检测与诊

☆ 黄倩云,女,1992 年 5 月生,硕士研究生,工程师

△ 陈焕新(通信作者)

430074 华中科技大学能源与动力工程学院
(027) 87558330

E-mail: chenhuixin@tsinghua.org.cn

收稿时间:2016-10-31

修回时间:2017-01-20

* 国家自然科学基金资助项目(编号:51576074,51328602),空调设备及系统运行节能国家重点实验室开放基金资助项目(编号:SKLACKF201606)

断研究。Liu 等人结合主元分析 (principal component analysis, PCA) 和 EWMA (exponentially-weighted moving average) 方法对多联机系统制冷剂充注量故障进行了检测^[12], Sun 等人对此提出了 WD-mRMR-SVM (wavelet de-noising-max-relevance and min-redundancy-support vector machine) 模型, 并进行了相应的研究^[13]。此外, 支持向量机 (support vector machine, SVM)^[14-15]、支持向量数据描述 (support vector data description, SVDD)^[16-17]、聚类分析^[18] 等算法也被应用于制冷系统故障检测与诊断研究。

本文利用多联机系统实际运行数据, 采用支持向量机算法, 对制冷剂充注量故障进行检测与诊断, 通过网络搜索和十折交叉验证方法优化模型, 对模型优化前后的 FDD 结果进行比较分析。

1 支持向量机与参数寻优原理

1.1 支持向量机

支持向量机是一种建立在统计学习理论和结构风险最小原理基础上的有监督学习算法, 广泛应用于统计分类和回归分析中, 其算法结构如图 1 所示。

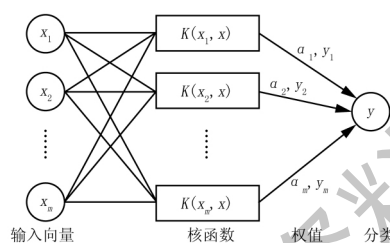


图 1 支持向量机算法结构^[19]

对于低维空间中两类线性不可分的数据集 $Y = (x_i, y_i) (x_i \in \mathbf{R}, y_i \in \{1, -1\}, i = 1, 2, \dots, n)$, 其中 x 为数据样本, n 为样本数, y 为分类变量, 支持向量机通过事先选择的非线性映射, 即核函数 $K(x_i, x)$, 将原始数据从低维空间映射到一个高维空间, 再在这个高维空间中构造最优分类超平面, 最终在高维空间的分类函数为

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right] \quad (1)$$

式中 b 为截距; α 为拉格朗日乘数, 用式(2)计算。

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\alpha} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \right] \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 C 为惩罚因子, 常数。

支持向量机通过将高维空间的内积运算转化为低维空间的核函数计算, 从而避免了在高维空间的复杂运算。其核函数主要有高斯核函数、径向基核函数、多项式核函数以及线性核函数等。本文采用径向基核函数进行建模, 当分类标签与特征变量呈非线性关系时效果较好。

1.2 参数寻优

惩罚因子 C 和核参数 γ 是建立支持向量机模型的 2 个重要参数, 其对模型分类结果影响极大。 C 的取值越大, 模型就越复杂, 数据拟合度越高, 但容易造成模型过拟合; 而 C 的取值太小, 则会造成模型欠拟合。另外, 核参数 γ 也会对模型分类精度产生直接的影响。目前对支持向量机模型参数的选择方法主要有交叉验证法^[20]、梯度下降法^[21]、网格搜索法^[22]、遗传算法^[23] 以及粒子群算法^[24] 等。本文结合网格搜索和十折交叉验证方法对支持向量机模型进行优化。

1.2.1 网格搜索

首先将惩罚因子 C 和核参数 γ 控制在一定范围内, 并设置一定的步长。 C 的 p 个取值和 γ 的 q 个取值构建出 $p \times q$ 组不同的参数, 针对每组参数建立 SVM 模型, 计算分类精度, 最终确定最优参数组合。

1.2.2 十折交叉验证

交叉验证能够防止模型过拟合, 是对泛化误差的无偏估计。在训练模型之前, 将训练数据随机分成 10 等份, 轮流使用其中的 9 份进行建模, 剩下的 1 份用来评估该模型, 共重复进行 10 次。

2 基于 SVM 的故障检测与诊断原理

基于 SVM 的故障检测与诊断流程如图 2 所示。首先, 为了消除变量间量纲的影响, 对原始实验数据 (包括正常条件和故障条件) 进行标准化处理, 使得每个变量的均值为 0、方差为 1; 然后, 将标准化后的数据分成训练集和测试集, 利用训练集数据训练支持向量机模型, 将模型参数 C 和 γ 设置在一定范围内, 通过网络搜索和十折交叉验证, 比较得到最优支持向量机模型; 最后, 利用测试集数据验证该模型, 得到混淆矩阵并计算其分类准确率, 从而对模型进行评估。

其中, 混淆矩阵的列表示数据的预测类别, 行表示数据的实际类别, 每一列的总数表示预测为该

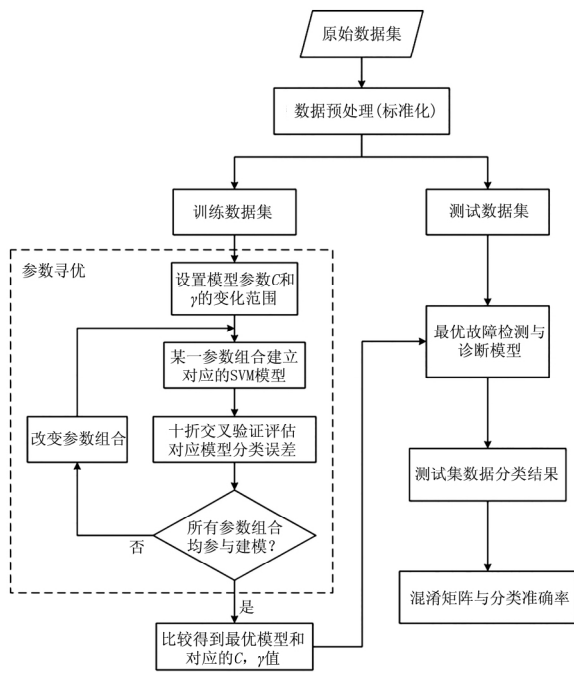


图2 基于 SVM 的故障检测与诊断流程

类数据样本的数量,每一行的总数表示实际为该类别数据样本的数量。另外,每一行的分类准确率表示对应类别预测正确的数量与总数的比值,总分类准确率则表示所有类别预测正确的数量之和与总样本总数的比值。

3 实验与数据描述

3.1 多联机系统与实验装置

多联机系统能适应多个房间的制冷需求,控制灵活方便。相比传统空调,多联机系统能够节约能源、减少对室外空间的占用,降低运行费用。

对于多联机系统,制冷剂对系统的正常运行至关重要。未按要求充注制冷剂、系统管路老化、化学物质腐蚀、人为操作不当等都可能使系统中制冷剂充注量偏离正常值,从而影响系统的运行和制冷效果。制冷剂充注不足会导致制冷系统的蒸发

表1 制冷剂充注量范围与分类标签

	Level-3	Level-2	Level-1	Level0	Level1	Level2	Level3
制冷剂充注量范围/%	[60,70)	[70,80)	[80,90)	[90,110)	[110,120)	[120,130)	[130,140]

3.2 数据描述

实验装置中设置了大量温度、压力等传感器测量相关系统运行参数,从而采集到大量运行数据。参考文献[13],根据多联机系统运行原理和测量参数的相关性,不考虑逻辑变量,选择可能对系统运行产生影响的参数进行建模,参数包括室外温度(T_o),分配能力(A_{av}),目标

温度降低,制冷剂流量减小,蒸发器出口过热度增大,使蒸发器的换热面积得不到充分利用,从而降低制冷量,达不到预期的制冷效果;制冷剂充注过量则会因占用冷凝器换热面积而削弱冷凝放热,导致冷凝温度和压力升高、制冷效率降低,此外,由于启动负荷增大,电动机启动会因电流过大而烧毁,由于制冷剂过量,液体制冷剂或未完全蒸发的液滴进入压缩机气缸内,可能引起湿压缩甚至液击现象。

本研究就是利用数据挖掘技术检测与诊断因制冷剂充注不当、制冷剂泄漏等导致的制冷剂充注量故障。多联机系统实验装置如图3所示。实验

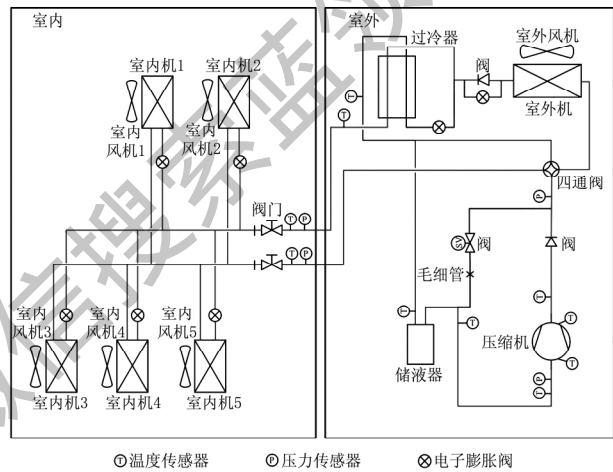


图3 多联机系统实验装置[25]

装置采用一拖五的多联机空调系统,系统主要包括室内机、室外机、压缩机、毛细管、过冷器和储液器等设备。制冷剂充注量设置在设计值 60% ~ 140% 的范围内,包括制冷剂充注量不足、正常和过量的情况,按制冷剂充注量范围分成 7 类,详细分类情况见表 1,其中 Level-3, Level-2 和 Level-1 为制冷剂充注不足, Level0 为制冷剂充注正常, Level1, Level2 和 Level3 为制冷剂充注过量。

和当前运行能力(T_{oc}, C_{oc}),压缩机排气、壳顶、模块温度(T_D, T_S, T_C),压缩机目标和运行频率(f_{ct}, f_c),电流(I_c),过冷器气、液出口温度(T_{Sg}, T_{Sl}),气液分离器进、出口温度(T_{Gi}, T_{Go}),电子膨胀阀开度(E_{XV}),化霜温度(T_{ft}),模块高、低压(p_H, p_L)等 18 个运行参数。因此,原始数据矩阵 Y 为

$$Y = [T_o, A_{av}, T_{oc}, C_{oc}, T_D, T_S, T_C, f_{Cl}, f_C, I_C, T_{Sg}, T_{Sl}, T_{Gi}, T_{Go}, E_{XV}, T_{ft}, p_H, p_L, y]$$

4 结果分析

4.1 参数未优化结果

使用经验方法,将惩罚因子 C 设置为 1,核参数 γ 设置为 0.056(即 $1/18$)^[26],利用训练数据建立支持向量机模型,测试数据对训练模型进行测试,结果见表 2。从表 2 可以看出,支持向量机模型对制冷剂充注不足和正常(Level-3, Level-2, Level-1 和 Level0)时的分类效果较好,准确率均超

过 80%,最高达 100%(Level-3),而对于制冷剂充注过量(Level1, Level2 和 Level3)时的分类效果较差,最高仅为 61.7%(Level1)。另外,从混淆矩阵中可以看出,大部分制冷剂充注过量的观测数据被检测为正常,即制冷剂充注过量时多联机系统运行性能与正常时相差不大,其原因可能是系统中安装了储液器。经过计算,参数优化前支持向量机对制冷剂充注量故障检测与诊断的总准确率为 82.2%。

表 2 参数优化前支持向量机分类结果

		预测							分类准确率/%
		Level-3	Level-2	Level-1	Level0	Level1	Level2	Level3	
实际	Level-3	172	0	0	0	0	0	0	100.0
	Level-2	0	185	31	2	3	3	0	82.6
	Level-1	0	32	543	13	0	4	0	91.7
	Level0	0	1	6	390	5	3	2	95.8
	Level1	0	0	0	60	100	0	2	61.7
	Level2	0	1	41	23	2	78	1	53.4
	Level3	0	0	7	84	7	2	81	44.8

4.2 参数寻优结果

根据前期探索与尝试,初步确定模型参数 C 和 γ 的最佳值分别在(0,40)和(0.01,0.5)范围内,结合网格搜索算法原理,将惩罚因子和核参数分别设置为 $C = \{2^0, 2^1, 2^2, 2^3, 2^4, 2^5\}$, $\gamma = \{2^{-1}, 2^{-2}, 2^{-3}, 2^{-4}, 2^{-5}, 2^{-6}\}$,共有 36 种参数组合,通过训练可以得到 36 种支持向量机模型,最后从中选择分类错误率最小的模型作为最优模型。支持向量机参数的寻优结果如图 4 所示,可以看出,分类错误率随惩罚因子 C 的增大而减小,随核参数 γ 的增大先减小后增大,最优参数组合为 $C = 32, \gamma = 0.25$,此时分类错误率仅为 0.054。

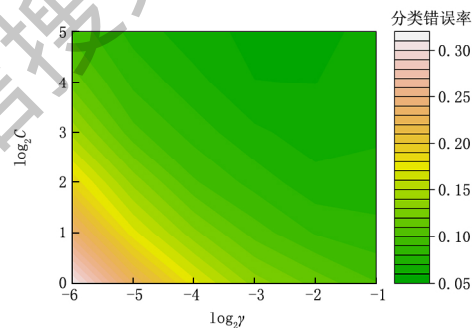


图 4 支持向量机参数寻优结果

通过参数寻优得到支持向量机最优模型后,利用测试数据得到该模型的测试结果,见表 3。可见,

表 3 参数优化后支持向量机分类结果

		预测							分类准确率/%
		Level-3	Level-2	Level-1	Level0	Level1	Level2	Level3	
实际	Level-3	172	0	0	0	0	0	0	100.0
	Level-2	0	213	8	1	1	1	0	95.1
	Level-1	0	5	576	5	0	6	0	97.3
	Level0	0	0	0	392	3	3	9	96.3
	Level1	0	1	0	13	145	0	3	89.5
	Level2	0	0	4	1	0	139	2	95.2
	Level3	0	1	1	21	4	8	146	80.7

最优模型对制冷剂充注量故障检测与诊断的效果较好,分类准确率均在 80% 以上,除 Level1 和 Level3 外,其余 5 个制冷剂充注量范围的分类准确率均超过 95%。通过混淆矩阵计算得到的总分类准确率为 94.6%,因此,通过最优支持向量机模型能够准确发现制冷剂充注量故障并确定故障水

平。参数优化前后支持向量机模型的性能对比如图 5 所示。参数优化后的支持向量机模型性能明显比优化前更好,对于每个故障水平的分类准确率均有一定的提高,尤其是对于制冷剂充注过量(即 Level1, Level2 和 Level3)的情况,准确率分

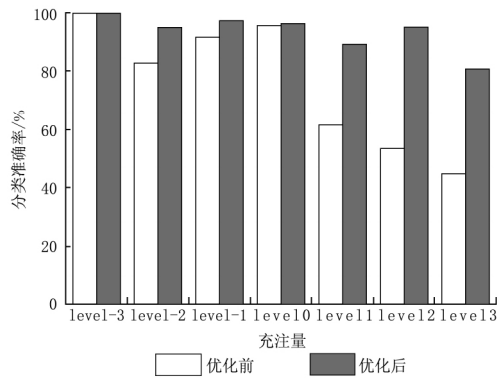


图5 参数优化前后分类结果对比

别提高了 27.8%,41.8%和 35.9%。另外,制冷剂充注量故障检测与诊断的总准确率也由 82.2% 提高到 94.6%。因此,通过网格搜索算法能够得到支持向量机模型的最优参数组合,十折交叉验证能够保证模型不会过拟合,最终得到最优支持向量机模型,提高了其对制冷剂充注量故障检测与诊断的性能。

5 结论

1) 支持向量机模型对制冷剂充注不足时的故障检测与诊断准确率较高,但在制冷剂充注过量时的准确率明显偏低。

2) 经过优化,制冷剂充注量故障检测与诊断的准确率由 82.2% 提高到了 94.6%,尤其是对于制冷剂充注过量的数据,其故障检测与诊断的准确率均提高了 25% 以上。

参考文献:

- [1] 刘光磊,明月. 多联机空调技术及其设计探讨[J]. 制冷,2011,30(3):70-75
- [2] AYNUR T N. Variable refrigerant flow systems: a review[J]. Energy and Buildings, 2010, 42(7): 1106-1112
- [3] 汪志强,邓军琦. 多联机空调系统控制技术的发展状况与趋势分析[J]. 制冷与空调(四川),2013(3): 217-220
- [4] CHEN W, ZHOU X X, DENG S M. Development of control method and dynamic model for multi-evaporator air conditioners (MEAC)[J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46(3): 451-465
- [5] 李树江,王媛波,吕梁年,等. 多联机小型商用集中空调控制技术的现状及发展趋势[J]. 暖通空调,2007, 37(5):33-39
- [6] KIM W, BRAUN J E. Evaluation of the impacts of

refrigerant charge on air conditioner and heat pump performance [J]. International Journal of Refrigeration,2012, 35(7): 1805-1814

- [7] KATIPAMULA S, BRAMBLEY M R. Review article: methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems—a review, part I [J]. HVAC&R Research,2005, 11(1): 3-25
- [8] FAN C, XIAO F, YAN C. A framework for knowledge discovery in massive building automation data and its application in building diagnostics[J]. Automation in Construction, 2015, 50: 81-90
- [9] HU Y, CHEN H, XIE J, et al. Chiller sensor fault detection using a self-adaptive principal component analysis method[J]. Energy and Buildings, 2012, 54: 252-258
- [10] FAN B, DU Z, JIN X, et al. A hybrid FDD strategy for local system of AHU based on artificial neural network and wavelet analysis [J]. Building and Environment, 2010, 45(12): 2698-2708
- [11] ZHU Y, JIN X, DU Z. Fault diagnosis for sensors in air handling unit based on neural network pre-processed by wavelet and fractal[J]. Energy and Buildings,2012,44:7-16
- [12] LIU J, HU Y, CHEN H, et al. A refrigerant charge fault detection method for variable refrigerant flow (VRF) air-conditioning systems [J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 107: 284-293
- [13] SUN K, LI G, CHEN H, et al. A novel efficient SVM-based fault diagnosis method for multi-split air conditioning system's refrigerant charge fault amount [J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 108: 989-998
- [14] YAN K, SHEN W, 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
- [15] HAN H, GU B, KANG J, et al. Study on a hybrid SVM model for chiller FDD applications[J]. Applied Thermal Engineering,2011, 31(4): 582-592
- [16] 李冠男,胡云鹏,陈焕新,等. 基于 SVDD 的冷水机组传感器故障检测及效率分析[J]. 化工学报,2015,66(5):1815-1820

(下转第 103 页)

装配式制冷机房可以有效解决传统制冷机房设计选型余量大、设计与现场不符以及施工阶段人工操作不规范等问题,解决了通风空调控制中传感器安装定位及整定的技术难题,改变了城市轨道交通工程空调系统高能耗的状况,解决了常规建造模式下设计、安装、调试过程中的各项技术难点,实现了现场施工与最初设想的完全一致,同时还能起到进一步优化设计、校验设计的作用。助力制冷机房能耗水平达到国际绿色节能综合能效比 5.0 以上的要求,最终实现制冷机房的高效节能运行。

通过制冷机房的装配式施工,还可以给城市轨道交通机电安装工程带来很多其他改进:

- 1) 安全管控方面。工厂预制、高效生产,高效运输、杜绝安全隐患。
- 2) 质量控制方面。标准化、模块化,减少传统手工作业误差,提升施工质量。
- 3) 进度管理方面。缩短工期、优化流程、高效施工、提升进度。
- 4) 绿色施工方面。精确定位、精细调试、降低损耗、绿色施工。

(上接第 95 页)

- [17] 李冠男,胡云鹏,陈焕新,等. 基于 PCA-SVDD 的冷水机组故障检测方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2015,43(8):119-122
- [18] DU Z, FAN B, JIN X, et al. Fault detection and diagnosis for buildings and HVAC systems using combined neural networks and subtractive clustering analysis[J]. Building and Environment, 2014, 73: 1-11
- [19] 陈焕新,孙劭波,刘江岩,等. 数据挖掘技术在制冷空调行业的应用[J]. 暖通空调,2016,46(3):20-26
- [20] 付阳,李昆仑. 支持向量机模型参数选择方法综述[J]. 电脑知识与技术,2010,6(28):8081-8082
- [21] OCHAPELLE V. Choosing multiple parameters for support machine[J]. Machine Learning, 2002, 46: 131-159
- [22] HSU C W, CHANG C C, LIN C J. A practical guide to support vector classification [EB/OL]. (2016-09-28). <https://www.csie.ntu.edu.tw/>

参考文献:

- [1] 屈国伦,谭海阳,黄伟,等. 南方地区星级酒店空调通风系统节能改造适用型技术研究与应用集成:广州白天鹅宾馆空调通风系统节能改造项目实施方案[J]. 暖通空调,2012,42(6):1-6
- [2] 王春,李楠,刘志军,等. 重庆地铁站通风空调系统节能改造[J]. 暖通空调,2017,47(1):91-96
- [3] 苏钢. 地铁工程冷水机组调试中出现的和防治措施[J]. 洁净与空调技术,2015(1):88-89
- [4] 邹东. 轨道交通高效制冷机房研究报告[R]. 广州:广州地铁集团有限公司建设事业总部,2016:7
- [5] 蔡蔚. 建筑信息模型(BIM)技术在城市轨道交通项目管理中的应用与探索[J]. 城市轨道交通研究,2014,17(5):1-4
- [6] 陆耀庆. 实用供热空调设计手册[M]. 2版. 北京:中国建筑工业出版社,2008:5
- [7] 张江波. 轨道交通 BIM 技术应用与发展[J]. 河南科技,2016(5):120-123
- [8] 清华大学 BIM 课题组. 中国建筑信息模型标准框架研究[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2011:12
- [9] 曾令荣,吴雪樵,张彦林. 建筑工业化——我国绿色建筑发展的主要途径与必然选择[J]. 居业,2012(3):94-96
- ~cjlin/papers/guide/guide.pdf
- [23] ZHENG C H, JIAO L C. Automatic parameters selection for SVM based on GA[C]// Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation, 2004:1869-1872
- [24] LEE T, CHO M, SHIEH C, et al. Particle swarm optimization-based SVM application: power transformers incipient fault syndrome diagnosis[C]// International Conference on Hybrid Information Technology, 2006:468-472
- [25] LI G, HU Y, CHEN H, et al. Extending the virtual refrigerant charge sensor (VRC) for variable refrigerant flow (VRF) air conditioning system using data-based analysis methods[J]. Applied Thermal Engineering,2016, 93: 908-919
- [26] SILVA M C, VON BORRIES G F. R: support vector machines[EB/OL]. (2017-01-19). <http://finzi.psych.upenn.edu/R/library/eegAnalysis/html/svmEEG.html>