

文章编号:0253 – 4339(2017) 05 – 0001 – 07
doi:10. 3969/j. issn. 0253 – 4339. 2017. 05. 001

基于决策树算法的多联机气液分离器插反故障诊断

刘佳慧¹ 刘江岩¹ 李绍斌² 胡文举³ 李 旻⁴ 陈焕新¹

(1 华中科技大学能源与动力工程学院 武汉 430074; 2 珠海格力电器有限公司 珠海 519070;
3 北京建筑大学供热供燃气通风及空调工程北京市重点实验室 北京 100044;
4 合肥通用机械研究院压缩机技术国家重点实验室 合肥 230031)

摘 要 本文将决策树算法应用于多联机气分插反故障诊断中,搭建了多联机实验平台采集数据,根据专家知识及数据变化模型验证选取了建模的特征变量,采用决策树 C5.0 算法构建气分插反故障诊断模型,进一步对由模型分类规则生成的最优变量即过冷器的 EEV(电子膨胀阀)进行深入分析和验证。结果表明:将决策树算法应用于多联机气分插反故障诊断的方法,准确率为 96%,此诊断方法能满足多联机故障诊断实际运用的需要,并可及时处理多联机发生气分插反故障时,系统过热度降低,从而保证多联机系统的制冷效果和能效比,可通过增大过冷器 EEV 开度调节。

关键词 决策树算法; 故障诊断; 气分插反; 过冷器 EEV; 多联式空调系统

中图分类号:TU831.3; TP306.3; TP311.13 文献标识码:A

Opposite-insertion Fault Diagnosis for Gas-liquid Separator in Variable Refrigerant Flow (VRF) System based on Decision Tree Algorithm

Liu Jiahui¹ Liu Jiangyan¹ Li Shaobin² Hu Wenju³ Li Jiong⁴ Chen Huanxin¹

(1. Department of Refrigeration & Cryogenics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China; 2. Gree Electric Appliances, Inc. of Zhuhai, Zhuhai, 519070, China; 3. Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing, 100044, China; 4. State Key Laboratory of Compressor Technology, Hefei General Machinery Research Institute, Hefei, 230031, China)

Abstract This paper presents a data-mining-based method with a decision tree algorithm to diagnose gas-liquid separator opposite-insertion faults for a variable refrigerant flow (VRF) system. First, the VRF experimental platform was established for data collection. Then, expert knowledge and verification methods for the data variation model were used to select appropriate model variables. The C5.0 decision tree algorithm was employed to develop a fault diagnosis model. Finally, the effect of the electronic expansion valve (EEV) of the subcooler was analyzed and validated; this effect was selected as the best variable on the basis of classification rules generated by the model. The results show that the fault diagnosis method based on the decision tree exhibits desirable effectiveness for diagnosing gas-liquid separator opposite-insertion faults, with which the fault diagnosis accuracy is up to 96%. Moreover, the proposed technique can meet the requirements for online application of fault diagnosis for VRF systems. This method incorporating a decision tree algorithm to diagnose gas-liquid separator opposite-insertion faults for a VRF system exhibits very high accuracy and reliability; therefore, the method can meet the actual demands of fault diagnosis for VRF systems. Because the occurrence of gas-liquid separator opposite-insertion faults corresponds to a reduction in the degree of superheating, increasing the opening of subcooler EEV can ensure the cooling effect and a good energy efficiency ratio.

Keywords decision tree algorithm; fault diagnosis; gas-liquid separator opposite-insertion; subcooler EEV; variable refrigerant flow system

气液分离器^[1]作为多联机系统的组件之一,起到分离、储存回液等重要作用。由于气液分离器的入口端和出口端极其相似,在多联机系统的组装、维护、维修等过程中,工作人员易将气液分离器插反,即造

基金项目:国家自然科学基金(51576074 & 51328602)和 2013 年压缩机技术国家重点实验室开放基金(0214120035)资助项目。(The project was supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51576074 & No. 51328602) and 2013 National Laboratory of Compressor Technology Open Fund Project(No. 0214120035).)

收稿日期:2016 年 11 月 3 日

成气分插反故障。气液分离器(下文简称“气分”)插反在一开始对机组运行性能影响不大,但在长期运行过程中,会导致压缩机产生“液击”现象,引起压缩机异常运行、严重影响压缩机寿命。在实际维修过程中,气分插反故障的隐蔽性较高,容易被维修人员忽略。因此迫切需要通过系统的自动故障检测与诊断技术来提升对该故障检测和诊断的可靠性和准确性。

近年来,国内外许多专家学者已经针对空调系统的自动故障检测与诊断技术作了深入研究。郝小礼等^[2-3]提出了将主元分析法应用到空调系统传感器故障检测与诊断,构建基于小波分解的故障诊断;在主元分析方法检测空调系统故障的研究上,采用小波滤波法过滤异常数据,提高故障检测效率。胡云鹏^[4]提出了主元分析法应用于冷水机组传感器的故障检测、诊断及重构,能明显提高检测效率。Li Guannan 等^[5]提出了一种基于使用 PCA 模型残差数据的残差空间的 SVDD 方法进行故障诊断,明显改善了传统的主元故障诊断方法。近年来,数据挖掘技术,如主元分析^[6]、神经网络^[7]、支持向量机^[8]、决策树^[9]等,已广泛应用于空调系统的自动故障检测与诊断技术中。当前的数据挖掘方法^[10]主要包括据预测、分类、聚类、序列模式、回归等,分类技术之一的决策树算法具有计算量小、速度快、易理解等优点,在处理较大数据集时具有较好的优势。因此,本文采用决策树 C5.0 方法研究了多联机气分插反故障诊断,分析原理验证故障诊断的准确性,对于多联机系统的故障诊断具有一定的技术参考价值。

1 决策树原理

分类技术是数据挖掘领域的重要技术之一,而基于规则的分类方法是目前重要的一种分类技术,已被广泛应用。基于规则的分类方法是指通过给定的阈值,来提取规则用于分类^[11]。基于规则的分类方法主要包括传统的基于规则分类方法(比如决策树)和关联分类。作为典型的基于规则的分类方法——决策树分类是典型的递归构造,建模结构简洁且生成规则易于理解。

决策树中每一个非叶结点(包括根结点)都对应训练数据集中属性的测试,每个分支代表属性的测试结果,每个叶节点表示一种类别或类分布,从根节点到叶节点的一条分支表示一条分类规则,则整棵决策树表示一组分类规则。决策树采用自顶而下的递归方式,进行分类决策时,先从根结点开始,在非叶结点处进行属性值的比较,并根据不同的属性值判断从此结点向下的分支,在叶结点处得出结论。

决策树 C5.0 算法^[12]是在 ID3^[13]算法、C4.5^[14]算法等的基础上改进的算法,采用信息增益率作为属性选择标准,信息增益率等于信息增益比上分割信息量的值。

C5.0 算法的主要概念为:假设 U 为一个样本集,共有 n 类样本训练集,其中每类样本数为 $p_i, i=1, 2, \dots, n$ 。假设属性 E 作为决策树的根属性,属性 E 取 V 个不同的值为 $\{E_1, E_2, \dots, E_V\}$,可以利用属性 E 将样本集 U 划分为成 V 个子集 $\{U_1, U_2, \dots, U_V\}$,假设 U_i 中含有第 j 类样本的个数为 p_{ij} ,其中 $j=1, 2, \dots, n$,那么子集 U_i 的熵^[15]为:

$$\text{Infor-Entropy}(U_i) = - \sum_{j=1}^n \frac{p_{ij}}{|U_i|} \log_2 \frac{p_{ij}}{|U_i|} \quad (1)$$

属性 E 的信息熵为:

$$\text{Infor-Entropy}(E) = \sum_{i=1}^V \frac{|U_i|}{|U|} \text{Infor-Entropy}(U_i) \quad (2)$$

将式(1)代入式(2)后可得:

$$\begin{aligned} \text{Infor-Entropy}(E) = & - \sum_{i=1}^V \frac{|U_i|}{|U|} \left(\sum_{j=1}^n \frac{p_{ij}}{|U_i|} \log_2 \frac{p_{ij}}{|U_i|} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

一棵决策树选择出正确分类标准属性的所需信息为:

$$\text{Infor}(U) = - \sum_{i=1}^n \frac{|n_i|}{|U|} \log_2 \frac{|n_i|}{|U|} \quad (4)$$

信息增益:

$$\text{Infor-Gain}(E) = \text{Infor}(U) - \text{Infor-Entropy}(E) \quad (5)$$

分割信息量:

$$\text{Split}(E) = - \sum_{j=1}^n \frac{p_{ij}}{|U_i|} \log_2 \frac{p_{ij}}{|U_i|} \quad (6)$$

信息增益率:

$$\text{Gain-ratio}(E) = \frac{\text{Infor-Gain}(E)}{\text{Split}(E)} \quad (7)$$

决策树 C5.0 算法选择 $\text{Gain-ratio}(E)$ 最大的属性 E 作为最优分类属性,具有处理连续型和离散型属性、生成直观、简单的决策树模型等优点,故将决策树 C5.0 算法应用于多联机气分插反故障诊断。

2 多联机气分插反故障诊断模型

2.1 数据采集

本文在焓差实验室搭建了多联机系统实验平台进行数据采集。多联机系统结构和主要控制点如图 1 所示,实验系统主要包括 1 个室外机和 5 个室内机,其中有两个重要的设备:低压侧的气液分离器和

高压侧带有电子膨胀阀(EEV)的过冷器。压缩机吸气端的回气过热度 and 过冷器的过冷液体温度是由过冷器控制调节^[16]。多联机系统通过监测设置制冷循环系统不同位置的传感器数据,根据运算模块计算,从而转化为过冷器 EEV 开度指令,指令通过输出模

块来控制电子膨胀阀的开度。实验均在制冷工况下进行。
实验平台按照如表 1 所示的工况进行运行,采集完整、清晰的实验数据, t_o 为室外温度。其中全开为 5 台室内机全部运行,单开为 1 台室内机运行。

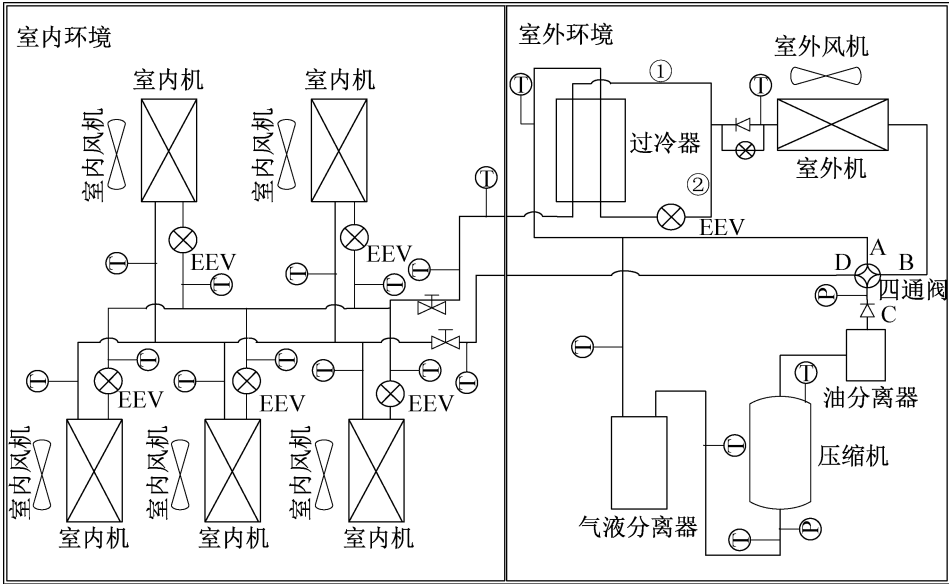


图 1 多联式空调系统结构和主要控制点

Fig. 1 Construction of VRF system and main control points

表 1 系统实验不同运行工况

Tab. 1 Different operation conditions of system experiment

系统情况	运行工况			
气分插反故障	$t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$, 单开	$t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$, 全开	$t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$, 单开	$t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$, 全开
正常	$t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$, 单开	$t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$, 全开	$t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$, 单开	$t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$, 全开

2.2 特征变量提取

以室外温度为 31 ℃ 单开实验工况为例,进行数据分析,通过专家知识和构建数据变化模型验证选取合适的建模特征变量。如图 2 实验变量变化所示,过

冷器 EEV 开度等变量在系统故障后变化明显,而压缩机母线电压等变量在系统故障后未发生明显变化。系统正常运行时保持平稳,发生气分插反故障后,过冷器 EEV 开度显著变大,趋于稳定运行,而压缩机母

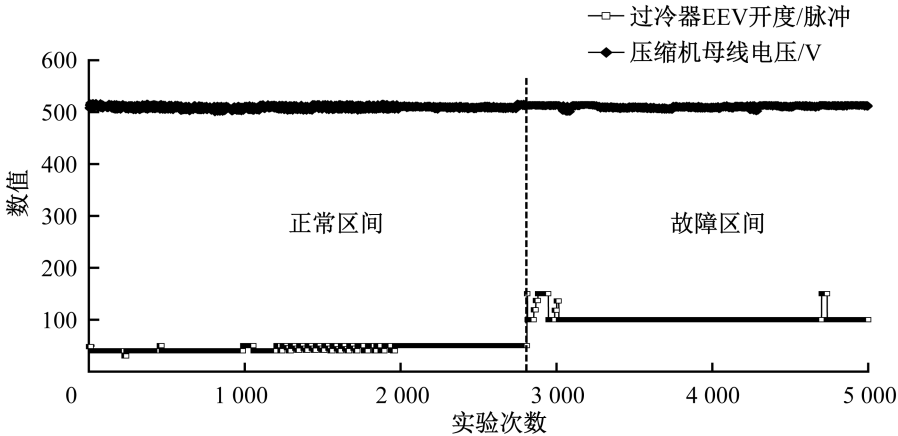


图 2 实验变量变化

Fig. 2 Changes of experimental variables

线电压未有明显变化。再结合多联机系统相关的专家知识,提取出以下合适的特征变量为:冷凝温度、蒸发温度、压缩机排气温度、压缩机壳顶温度、压缩机模块温度、压缩机电流、风机模块温度、过冷器气出温度、过冷器液出温度、过冷器 EEV 开度、气分出管温度、气分进管温度等变量。

2.3 构建诊断模型

本文将特征数据集随机分为 75% 的训练集和 25% 的测试集。通过训练集构建决策树模型,用测试集验证决策树的分类精度。基于决策树构建气分插反故障诊断模型的步骤如图 3 所示。

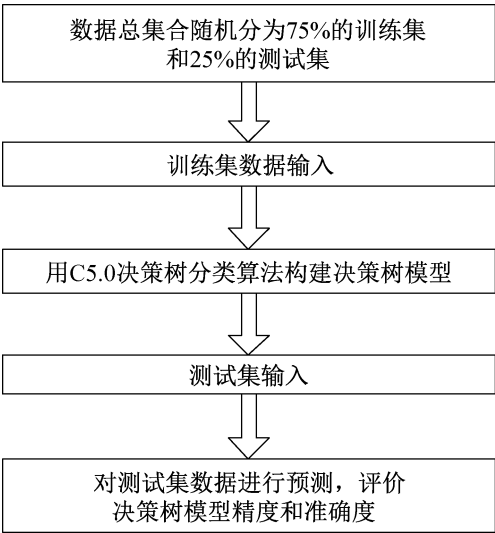


图 3 构建气分插反故障诊断模型的步骤
Fig.3 Steps of establishing the accumulator oppositely insertion fault diagnosis model

其中用决策树 C5.0 算法生成的决策树模型如图 4 所示。

决策树算法中的 cp , 具体是指某个节点的复杂性参数,防止决策树的过度拟合。由图 5 可知,当 $cp = 0.1$ 时,决策树的最优属性是过冷器 EEV 开度;当 $cp = 0.01$ 时,模型的最优属性是过冷器 EEV 开度;当 $cp = 0.007$,模型的最优属性是过冷器 EEV 开度。不同 cp 时,决策树的故障诊断准确率均在 96%,说明过冷器 EEV 开度是模型故障诊断的最优属性,且诊断准确率很高。另外,当 $cp = 0.1$ 时,可以诊断出故障的最优属性,三棵决策树均较好拟合。根据决策树模型的分类规则评价,过冷器 EEV 开度为最优征变量属性,能诊断出气分插反故障的发生。

3 故障诊断结果

通过决策树故障诊断,过冷器 EEV 开度作为最

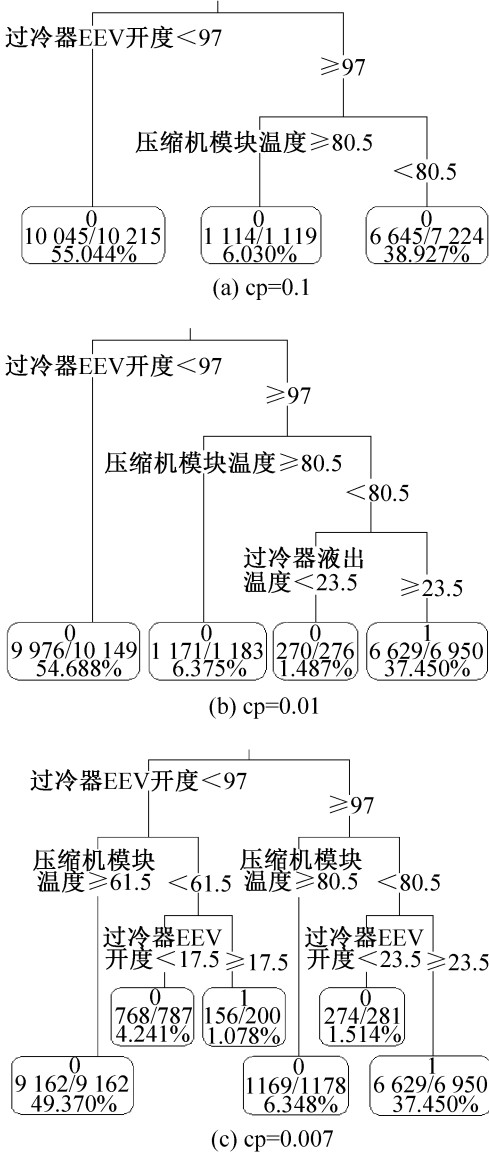


图 4 不同 cp 时气分插反故障诊断决策树
Fig.4 The decision trees of the accumulator oppositely insertion fault diagnosis under different cp value

优属性,能准确诊断出气分插反故障。根据 4 种不同运行工况,分析原理验证故障诊断的准确性。

1) $t_0 = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$ 单开工况

采用箱线图对系统正常和气分插反故障下的各变量进行数据统计。由图 5 可知,发生气分插反故障后,气分出管、进管温度明显下降,压缩机的模块温度、壳顶温度、排气温度降低,而过冷器的液出温度、气出温度、过冷器 EEV 开度均增大,其中在系统发生气分插反故障时过冷器 EEV 开度变化最为明显。

2) $t_0 = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$ 全开工况

由图 6 可知,系统发生气分插反故障后,气分出管温度有所降低,气分进管温度无明显变化,压缩机

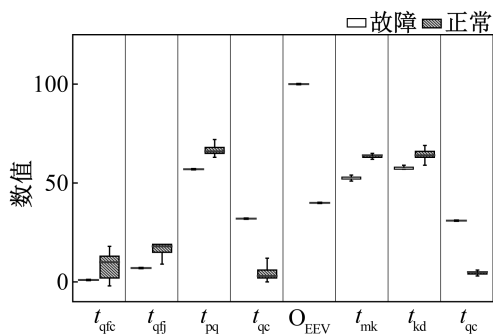


图 5 $t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$ 单开工况各个变量的变化

Fig. 5 Change of each variable under working condition of single open and $t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$

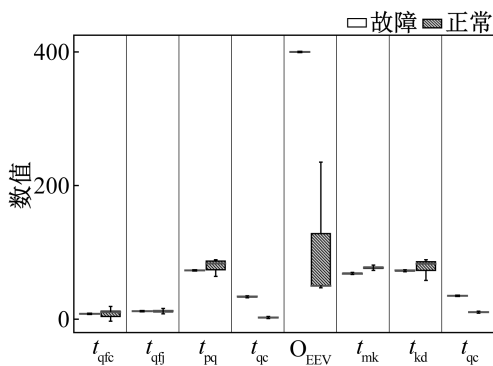


图 6 $t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$ 全开工况各个变量的变化

Fig. 6 Change of each variable under working condition of widely open and $t_o = 31\text{ }^{\circ}\text{C}$

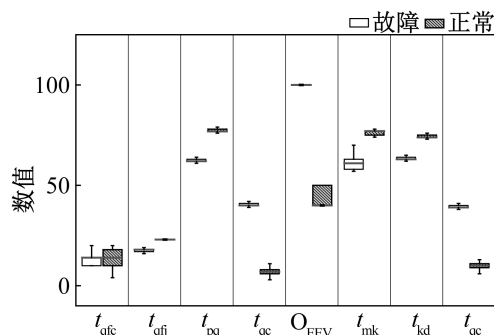


图 7 $t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 单开工况各个变量的变化

Fig. 7 Change of each variable under working condition of single open and $t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$

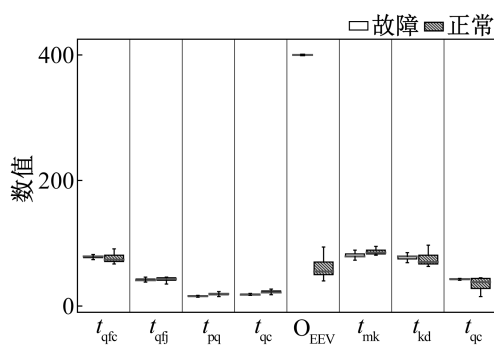


图 8 $t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 全开工况各个变量的变化

Fig. 8 Change of each variable under working condition of widely open and $t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$

的模块温度、壳顶温度、排气温度明显降低,而过冷器的液出温度、气出温度升高很多,EEV 开度增大,其中过冷器 EEV 开度变化最明显。

3) $t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 单开工况

由图 7 可知,发生气分插反故障后,气分出管温度稍有降低,气分进管温度明显降低,压缩机的模块温度、壳顶温度、排气温度降低,而过冷器的液出温度、气出温度、EEV 开度增大,其中过冷器 EEV 开度变化的幅度最明显。

4) $t_o = 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 全开工况

由图 8 可知,发生气分插反故障后,气分出管温度和气分进管温度降低,压缩机的模块温度有一定降低,而壳顶温度、排气温度无直观变化,过冷器的液出温度、气出温度变化不明显,EEV 开度增大,其中过冷器 EEV 开度变化最明显。

多联机气分插反时,气分出管温度会明显降低,气分进管温度降低,压缩机的模块温度、壳顶温度、排气温度降低,过冷器的液出温度、气出温度、EEV 开度增大,其中过冷器 EEV 开度变化最明显。系统按不同工况运行时,回气温度、回气过热度等降低,但运

行工况不同时回气温度、回气过热度等变量变化情况不定,有些工况下无明显变化,不能准确可靠地诊断故障的发生,故障诊断精度差。而过冷器 EEV 开度作为最优变量,在不同运行工况下,其变化最为明显,是诊断气分插反故障的最优变量。

如图 1 中过冷器 EEV 结构所示,压缩机排出的高温高压气体经过室外换热器冷凝放热后,分两路进入过冷器:①路与过冷器的液管的进口端连接,②路经过冷器电子膨胀阀(EEV)节流降温后进而与过冷器气管的进气端连通。过冷器气管的出口段与四通方向阀 A 接口汇合后一同连接入气液分离器的气分进管端,而过冷器的液管的出口段与室内机管道连接,进入室内机蒸发换热。在过冷器内部,液管与气管中制冷剂进行换热。

气液分离器的气分出管与压缩机进气端连通,气分出管温度降低,表明压缩机吸气温度降低,制冷剂过热度降低,根据制冷理论循环原理,压缩机的排气温度、壳顶温度、模块温度也随之降低。多联机系统发生气分插反故障后,过冷器的制冷剂液出、气出温度降低,系统过热度降低,压缩机排气温

度降低,系统过冷度发生变化,为提高制冷效果和能效比,需增大过冷器 EEV 开度。过冷器 EEV 开度增大,流经过冷器液管的制冷量减少,同时进入气管的制冷量增大,导致膨胀阀节流效果变差,气管中制冷剂温度降低幅度变小,过冷器液出、气出温度提高,调节过热度。系统气分插反故障的发生,将影响制冷循环的过热度,从而极大影响过冷器 EEV 开度变化。

4 结论

本文提出了一种将决策树算法应用到多联机气分插反故障诊断的方法,搭建多联机系统实验平台,采集实验数据,根据专家知识及数据变化模型验证方法选取了合适的建模特征变量,用 C5.0 算法构建多联机气分插反故障诊断模型,分析验证准确率,对由模型分类规则生成的最优变量(过冷器 EEV 开度)进行深入分析和验证,得到如下结论:

1)通过决策树模型对气分插反故障进行诊断,准确率高达 96%,具有很高的准确性和可靠性,这种基于决策树模型的故障诊断方法能满足多联机故障诊断实际运用的需要。

2)多联机发生气分插反故障,系统过热度会降低,根据工作原理,系统通过增大过冷器 EEV 开度来保证多联机系统的制冷效果和能效比。

本文受供热供燃气通风及空调工程北京市重点实验室研究基金课题(NR2013K02)项目资助。(The project was supported by the 2013 Beijing Municipality Key Laboratory of HVAC & R (No. NR2013K02).)

符号说明

- t_{qfc} ——气液分离器出管温度,℃
 t_{qfj} ——气液分离器进管温度,℃
 t_{mk} ——压缩机模块温度,℃
 t_{kd} ——压缩机壳顶温度,℃
 t_{pq} ——压缩机排气温度,℃
 t_{yc} ——过冷器液出温度,℃
 t_{qc} ——过冷器气出温度,℃
 O_{EEV} ——过冷器 EEV 开度,脉冲

参考文献

- [1] 郑贤德. 制冷原理与装置[M]. 北京:机械工业出版社,2000. (ZHENG Xiande. Refrigeration principle and device[M]. Beijing: China Machine Press, 2000.)
[2] 郝小礼. 空调系统传感器故障检测与诊断方法研究[D]. 长沙:湖南大学,2003. (HAO Xiaoli. Approach research of sensor fault detection and diagnosis in HVAC sys-

tem[D]. Changsha: Hunan University, 2003.)

- [3] 郝小礼,陈友明,张国强. 小波滤波在小故障检测中的应用[J]. 暖通空调,2005,35(8):138-140. (HAO Xiaoli, CHEN Youming, ZHANG Guoqiang. Application of wavelet filtering to small fault detection[J]. Journal of HV & AC, 2005, 35(8):138-140.)
[4] 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,2013. (HU Yunpeng. Study on the PCA-based sensor fault detection efficiency of the water-cooled chiller[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013.)
[5] LI Guannan, HU Yunpeng, CHEN Huanxin, 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.
[6] 黄彬彬,谷波,任能. 基于主元分析的制冷系统渐变故障检测[J]. 制冷学报, 2009, 30(1): 56-62. (HUANG Binbin, GU Bo, REN Neng. Gradual faults detection of refrigeration system based on principal component analysis[J]. Journal of Refrigeration, 2009, 30(1): 56-62.)
[7] 石书彪,陈焕新,李冠男,等. 基于小波去噪和神经网络的冷水机组故障诊断[J]. 制冷学报,2016,37(1):12-17. (SHI Shubiao, CHEN Huanxin, LI Guannan, et al. Fault diagnosis of chillers based on neural network and wavelet denoising[J]. Journal of Refrigeration, 2016, 37(1): 12-17.)
[8] SUN Kaizheng, LI Guannan, CHEN Huanxin, 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.
[9] GERDES M. Decision trees and genetic algorithms for condition monitoring forecasting of aircraft air conditioning[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(12): 5021-5026.
[10] 张开. 基于误判成本的决策树 C5.0 算法的优化分析[D]. 太原:山西大学,2014. (ZHANG Kai. The analysis and optimization of C5.0 algorithm of decision tree based on misclassification cost[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2014.)
[11] 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. (CHEN Huanxin, SUN Shaobo, LIU Jiangyan, et al. Application of data mining technology to refrigeration and conditioning industry[J]. Journal of HV & AC, 2016, 46(3): 20-26.)
[12] 汪雪军. 基于规则的分类方法研究[M]. 漳州:闽南师范大学, 2013. (WANG Xuejun. The research on rule-based classification approach[M]. Zhangzhou: Minnan Normal University, 2013.)

(下转第 28 页)

- gy saving operation mode of water chiller units[J]. Refrigeration, 2008, 27(3): 75-77.)
- [9] LIAO Yundan, HUANG Gongsheng, SUN Yongjun, et al. Uncertainty analysis for chiller sequencing control[J]. Energy and Buildings, 2014, 85: 187-198.
- [10] CHANG Y C, LIN J K, CHUANG M H. Optimal chiller loading by genetic algorithm for reducing energy consumption[J]. Energy and Buildings, 2005, 37(2): 147-155.
- [11] ABOU-ZIYAN H Z, ALAJMI A F. Effect of load-sharing operation strategy on the aggregate performance of existed multiple-chiller systems[J]. Applied Energy, 2014, 135: 329-338.
- [12] CHANG Y C, LIN F A, LIN C H. Optimal chiller sequencing by branch and bound method for saving energy[J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46(13): 2158-2172.
- [13] FAN B, JIN X, DU Z. Optimal control strategies for multi-chiller system based on probability density distribution of cooling load ratio[J]. Energy and Buildings, 2011, 43(10): 2813-2821.
- [14] SUN Y, WANG S, HUANG G. Chiller sequencing control with enhanced robustness for energy efficient operation[J]. Energy and Buildings, 2009, 41(11): 1246-1255.
- [15] SWIDER D J. A comparison of empirically based steady-

state models for vapor-compression liquid chillers[J]. Applied Thermal Engineering, 2003, 23(5): 539-556.

- [16] 田柏秋, 潘毅群, 黄治钟. 离心式冷水机组经验回归模型的分析与评价[J]. 建筑节能, 2014, 42(2): 15-20. (TIAN Baiqiu, PAN Yiqun, HUANG Zhizhong. Analysis and evaluation of empirically based steady-state models for centrifugal chillers[J]. Building Energy Efficiency, 2014, 42(2): 15-20.)
- [17] ASHRAE. ASHRAE Handbook-HVAC Applications[CP]. Atlanta, USA, 2011.

通信作者简介

谭洪卫,男,教授,博士生导师,同济大学绿色建筑及新能源研究中心,(021)65980778, E-mail: hw_tan@tongji.edu.cn。研究方向:建筑节能技术、可再生能源在建筑中的应用技术、建筑能效监管平台体系、城市低碳能源规划技术。

About the corresponding author

Tan Hongwei, male, professor, Ph. D. supervisor, Research Center of Green Building and New Energy, Tongji University, +86 21-65980778, E-mail: hw_tan@tongji.edu.cn. Research fields: building energy efficiency technology, renewable energy application technology in building, building energy efficiency supervision platform, urban low-carbon energy planning technology.

(上接第6页)

- [13] 毛国君, 段立娟, 王实, 等. 数据挖掘原理与算法[M]. 北京:清华大学出版社, 2005. (MAO Guojun, DUAN Lijuan, WANG Shi, et al. Principle and algorithm of data mining[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.)
- [14] BREIMAN L, FRIEDMAN J H, OLSHEN R A, et al. Classification and regression trees[M]. Monterey, CA: Wadsworth International Group, 1984.
- [15] 谢姐姐, 刘於勋. 决策树属性选择标准的改进[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(34): 115-118. (XIE Niuniu, LIU Yuxun. Improvement of attribute selection criterion of decision trees[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(34): 115-118.)
- [16] LI Guannan, HU Yunpeng, CHEN Huanxin, 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 Engi-

neering, 2016, 93: 908-919.

通信作者简介

陈焕新,男,教授,华中科技大学能源与动力工程学院,(027)87558330, E-mail: chenhuaxin@tsinghua.org.cn。研究方向:制冷空调系统计算机模拟及优化,制冷空调设备开发及新技术,车辆制冷及其测控技术。

About the corresponding author

Chen Huanxin, male, professor, Department of Refrigeration & Cryogenics, Huazhong University of Science and Technology, +86 27-87558330, E-mail: chenhuaxin@tsinghua.org.cn. Research fields: computer simulation and optimization of refrigeration and air conditioning system, development in the new technologies of refrigeration and air conditioning equipment, and measurement and control technology of vehicle refrigeration.