

文章编号: 1671-6612 (2023) 01-092-05

基于多维曲线拟合算法的 空调制冷剂不足故障诊断模型

蔡亚君

(新昌县丰亿电器有限公司 绍兴 312500)

【摘要】 中央空调多联机机组在各类建筑的空调系统中有着广泛运用, 其中制冷剂不足将极大影响多联机机组的正常运转。为有效实现制冷剂不足的在线故障诊断, 提出多维拟合算法。首先, 基于建立的故障诊断模型开展模拟实验, 再对实验数据采取预处理; 最后, 利用模型和处理后的数据进行故障诊断。结果显示, 多联机制冷剂不足故障可通过所建立模型实现诊断, 且具有较高的正确率, 对空调系统的检修维护工作具有重要的指导意义。

【关键词】 拟合算法; 空调故障; 制冷剂不足; 诊断模型

中图分类号 TM425 文献标识码 A

Fault Diagnosis Model of Air Conditioning Refrigerant Shortage Based on Multidimensional Curve Fitting Algorithm

Cai Yajun

(Xinchang Fengyi Electric Appliance Co., Shaoxing, 312500)

【Abstract】 The central air-conditioning multi unit has been widely used in the air-conditioning system of various buildings. The lack of refrigerant will greatly affect the normal operation of the multi unit. In order to realize on-line fault diagnosis of refrigerant shortage effectively, a multidimensional fitting algorithm is proposed in this paper. Firstly, the simulation experiment is carried out based on the established fault diagnosis model, and then the experimental data is preprocessed; Finally, the model and the processed data are used for fault diagnosis. The results show that the multi line refrigerant shortage fault can be diagnosed by the established model, and has a high accuracy. It has an important guiding significance for the maintenance of the air conditioning system.

【Keywords】 fitting algorithm; Air conditioning failure; Insufficient refrigerant; diagnostic model

0 前言

多联机系统具备运行可靠、安装便利及节能等特点, 目前已在购物中心、办公楼以及厂房等相关建筑中大量应用。但多联机系统若产生故障, 往往会带来诸多问题, 如节能工效变差、室内舒适度下降及成本增加等, 甚至引发安全隐患。其中, 制冷剂不足便是典型的一种系统故障, 一旦发生将不可避免地影响多联机空调机组的可靠使用^[1]。根据公共利益能源研究项目中一份对 75 个建筑物和 215

个屋顶单元机组的报告提到^[2]: 46%的机组存在有制冷剂充注量不足或过量的故障。报道指出, 对于整体式空调, 制冷剂不足将造成制冷系数下降 5%, 并增加 15%的能耗^[3]。鉴于制冷循环系统中制冷剂充注量故障的重要性与普遍性, 及时发现故障并检测出对应位置在实际使用过程中意义重大, 其能够准确定位故障并排除。制冷剂不足故障影响着制冷系统的正常运行, 但其为复杂的非线性关系, 传统手段无法建立有效的诊断模型。因此, 寻求一种准

确率高且灵敏性好的故障检测与诊断策略，已逐渐成为大数据背景下学术界与工业界的研究热点。

针对上述问题，本文依托某型号多联机机组建立诊断模型，并对制冷剂不足进行在线诊断。鉴于多联机机组构造较为庞杂，组成部件的传热规律与物理特性相对较复杂，且存在多变的系统工况，因此本文主要借助多维曲线拟合算法，进行诊断模型建立。实验结果显示，所述模型能实现多联机制冷剂不足故障的在线诊断，且诊断准确性良好。

1 故障诊断模型及策略

拟合算法目前被广泛用于数据挖掘和机器学习领域，在利用算法建立诊断模型前，应采取数据预处理措施，通过线性相关性分析剔除对研究结果有负面影响的冗余变量，继而选用特征变量进行模型建立。

1.1 生成初始模型

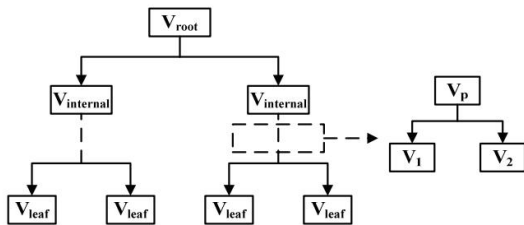
多维曲线拟合算法的原理为二元划分，因此通过拟合算法建立的诊断模型的基本结构是二叉树，分别有 2 个子节点对应于每个父节点。基于拟合算法建立的诊断模型如图 1 所示。

按照“自顶向下”的方法建立诊断模型，即模型由根节点开始建立，通过算法选取变量属性进行划分，当全部叶节点的样本属性类型均相同或已达系统设定阈值时，建树终止。

本拟合算法的实质为借助 Gini（基尼）指数选取各节点的分裂属性，Gini（基尼）指数是指数据的不纯净度：

$$Gini(S) = 1 - \sum_{i=1}^C p_i^2 \quad (1)$$

式中， p_i 为样本集 S 中属于 i 类的样本比例。



V_{root}-根节点，V_{internal}-中间节点，V_{leaf}-叶节点，V_p-父节点，
V₁、V₂-子节点

图1 拟合算法建立的模型结构

Fig.1 Model structure established by graph fitting algorithm

Gini 越小，表明样本越趋于纯净，也即拥有更加合理的二元划分位置，当其取值为 0 时，说明所有样本均为同类。通过属性 F 可将样本集 S 分成 2 个部分，分别为 $S1$ 、 $S2$ 。为评价划分效果的好坏，引入增益参数 Δ ，即节点不纯度的差，在某变量的增益 Δ 为最大的条件下，系统进行模型划分时优选该属性，相应划分的子树为最优分支。对于 Gini（基尼）指数和增益 Δ ，将节点上的记录个数设为 N ，则在样本分割后的表达式分别如下：

$$Gini(S) = \frac{|S1|}{S} Gini(S1) + \frac{|S2|}{S} Gini(S2) \quad (2)$$

$$\Delta = Gini(v_p) - \frac{N(v_1)}{N(v_p)} Gini(v_1) - \frac{N(v_2)}{N(v_p)} Gini(v_2) \quad (3)$$

在拟合算法中，决策树节点中出现变量时，通过计算该变量的全部不纯度增益和可获得该变量的重要性。

$$Im p(X_j) = \sum_{t=1}^T \frac{N_t}{N} \Delta(X_j, t) \quad (4)$$

式中， T 为节点总数； N_t 为观测值数量； $\Delta(X_j, t)$ 指节点 t 中第 j 个变量的不纯度增益。

1.2 诊断模型的优化

完成诊断模型建立后，需对模型采取优化剪枝措施，以避免模型过度拟合，保证模型简洁与准确。对于诊断模型剪枝方法，目前较多使用的有 4 种，分别为悲观错误剪枝（PEP）、最小错误剪枝（MEP）、代价复杂度剪枝（CCP）以及基于错误的剪枝（EBP）。其中，CCP 剪枝时自底而上进行，以树深作为剪枝的控制参数，且系统选取最优树，最后被剪枝。因此本文的拟合算法选取 CCP 剪枝，可在简化诊断模型的同时，减少各类数据的过适应，保证模型在故障诊断时能取得更准确的结果。

采用（CCP）剪枝优化后的诊断模型：

$$N_t = \sum_{k=1}^K N_{tk}$$

式中， N_t 表示该叶节点含有的样本点个数；其中属于 k 类的样本点有 N_{tk} 个； K 表示类别的个数。

经验熵：

$$H_t(T) = - \sum_{k=1}^K \frac{N_{tk}}{N_t} \log \frac{N_{tk}}{N_t}$$

式中， $H_t(T)$ 表示叶节点 t 上的经验熵，反映

了一个叶节点中的分类结果的混乱程度。

损失函数:

$$C(T) = \sum_{t=1}^{|T_{leaf}|} N_t H_t(T)$$

式中, $|T_{leaf}|$ 表示数 T 的叶节点个数。

损失函数的正则化:

$$C_a(T) = \sum_{t=1}^{|T_{leaf}|} N_t H_t(T) + \alpha |T_{leaf}|$$

式中, 修正项 $\alpha |T_{leaf}|$ 是基于复杂度的考虑,

可以避免过拟合。

损失函数简化形式:

$$C_a(T) = C(T) + \alpha |T_{leaf}|$$

其中, 剪枝系数:

$$\alpha = \frac{C(t) - C(T)}{|T_{leaf}| - 1}$$

2 模拟实验数据

多联机机组制冷剂初始时为过量状态, 即充注量多于标准要求, 而在运行过程中逐渐发生泄漏, 直至制冷剂不足状态, 即充注量少于标准要求^[4]。图 2 是制冷剂充注量性能实验原理图, 采用焓差实验系统, 在 GBT 17758-2010 名义工况下, 多联机机组通过充注机, 以超过额定充注量 (4.5kg) 逾 30% 为初始态, 用充注机进行充注减量, 并在实验系统获得对应的多联机机组在制冷剂不足时的综合性能, 同时, 通过虚拟制冷剂充注量 (由软件实时获取), 结合实验记录数据、相关变量间的各自关系, 可得到如图 3 所示的 VRC (Virtual Refrigerant Charge) 曲线。可见, VRC 曲线总体上呈现不断下降趋势, 与多联机制冷剂不断泄漏的实际情况一致。但 VRC 发展趋势中有显著的突变情况, 对比实验数据认为, 其主要原因为机组化霜。为避免室外机表面结霜而导致制热性能损耗, 机组系统中配置有化霜电路。在化霜过程中, 制冷剂会反方向流动, 引起少量实验参数变化, 此时室外机将变为冷凝器, 室内机同步改变, 导致部分参数的含义不同于平时, 如模块高压、模块低压等, 因此通过软件得到的 VRC 也发生变化。在制冷剂持续泄漏的过程中, 考虑到化霜的时间较短, 故本文对化霜工况不作单独讨论。本文考虑理论研究与实际工况, 根据制冷

剂充注量将机组分为 3 类运行状态, 即过充、正常以及不足, 对应的 VRC 取值依次为 >130%、85%~130% 及 <85%, 模拟样本数据总容量为 3487 个。

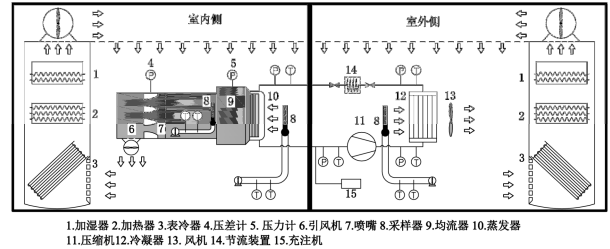


图 2 制冷剂充注量性能实验原理图

Fig.2 Schematic diagram of refrigerant charging performance experiment

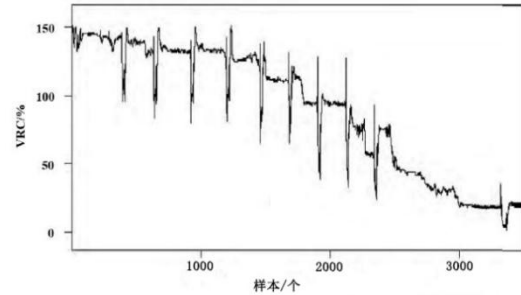


图 3 虚拟制冷剂充注量变化图

Fig.3 Variation diagram of virtual refrigerant charge

本次模拟实验的系统运行时间久, 且传感器的采样点多、采样频繁, 得到的原始数据的数据量庞大。数据量过于庞大往往会导致算法计算量大、运行的时间长、效率较低; 同时, 获得的原始数据中不乏线性高度相关的变量, 以及死值或缺失值, 这些变量对故障诊断的贡献较小, 一定程度上还会影响准确性。因此, 需要对原始数据开展预处理, 主要为清洗数据以及提取特征变量。首先, 将原始数据结合软件和实验本身的物理规律、变量的相互关系进行筛选, 通过基于各种变量的线性相关性分析, 实现对冗余变量 (高度线性相关) 的有效剔除; 最后, 提取以下 13 个特征变量: 压缩机排气温度、压缩机壳顶温度、过冷器液出温度、过冷器气出温度、气液分离器进管温度、气液分离器出管温度、压缩机电流、模块高压 (冷凝温度)、模块低压 (蒸发温度)、压缩机 V 相电流、压缩机 U 相电流、风机 V 相电流、风机 U 相电流, 并作为输入变量代入前文所建立的诊断模型进行在线故障诊断。

3 诊断结果与分析

3.1 变量重要度

该诊断模型在建立的过程中,各变量发挥了较大作用,图 4 展示了此次故障诊断模型中各变量的重要度情况。可见,在故障诊断的重要度中,模块高压、气液分离器出管温度、压缩机电流、气液分离器进管温度以及模块低压分别占据前列,最为重要。在模块高压(冷凝温度)与模块低压(蒸发温度)方面,由检测前的理论研究可知,当制冷剂不断泄漏时,其充注量与循环流量均下降,使得冷凝器与蒸发器中流入的制冷剂随之下降,继而减小了对应工作时的压力,造成模块高、低压逐渐下降。而对于气液分离器出、进管温度,制冷剂泄漏后,室外机里的制冷剂减少,相变换热不足,促使单位质量制冷剂的显热换热量变大,继而提升了进管处的制冷剂过热度,引起温度上升。而制冷剂循环流量的下降,同样使气液分离器中的换热量降低,造成气液分离器出管温度同步升高。对于压缩机电流,如前所述,制冷剂泄漏后其循环流量下降,但压缩机压比恒定,致使功耗降低,故所需电能下降,电流减小。从理论上分析,机组制冷剂的泄漏均会直接影响模块高压、气液分离器出管温度、压缩机电流、气液分离器进管温度以及模块低压等参数,因此本次模型的变量重要度和变化趋势均与理论分析的结果一致。

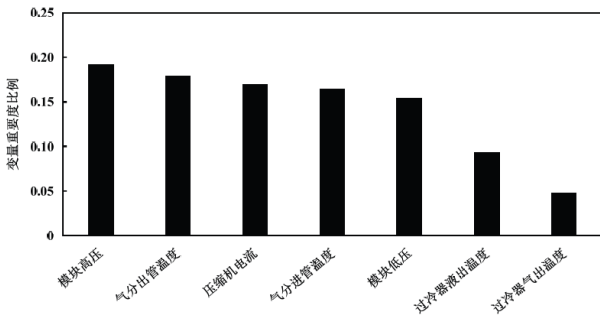


图 4 制冷剂不足故障诊断模型中变量重要度排序

Fig.4 Ranking of variable importance in refrigerant shortage fault diagnosis model

3.2 故障诊断的诊断流程

本文采取拟合算法,基于模拟实验数据,实现了制冷剂不足的在线故障诊断流程建立,如图 5 所示。针对所述诊断流程,可从中归纳出下列规律:在气液分离器出管温度低于 8.5℃且模块高压为 40℃及以上的条件下,机组运行状态为制冷剂过

充;在气液分离器出管温度低于 8.5℃且模块高压(冷凝温度)不足 40℃的条件下,机组运行状态为制冷剂正常;在气液分离器出管温度为 8.5℃及以上的条件下,机组运行状态为制冷剂不足。按照前文介绍,根据模块高压和气液分离器出管温度的物理意义,制冷剂存在泄漏故障时,模块高压逐步上升,而气液分离器出管温度将不断下降,因此本次诊断流程的规则与理论分析结果相符。对比多联机制冷剂不足的实际情况,从整体上看,本诊断流程中的规则与其保持一致,同时图 5 中展示的判断结果也验证了诊断流程的准确性。

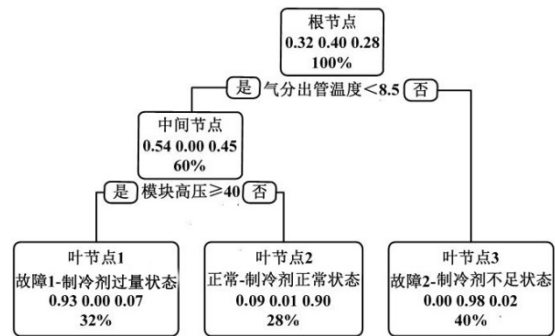


图 5 制冷剂不足故障诊断流程

Fig.5 Fault diagnosis process of insufficient refrigerant

3.3 新型诊断模型

诊断流程建立完成后,本文通过制冷剂不足故障诊断流程提出制冷剂不足诊断模型,而拟合算法所建立的诊断往往采用分类正确率 Accuracy 来衡量:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

式中, TP 为样本的真实类别是正类,并且模型识别的结果也是正类的样本数据数量; FN 为样本的真实类别是正类,但是模型将其识别为负类的样本数据数量; FP 为样本的真实类别是负类,但是模型将其识别为正类的样本数据数量; TN 为样本的真实类别是负类,并且模型将其识别为负类的样本数据数量。

依据诊断流程得到优化诊断模型所得的判断结果为混淆矩阵如表 1 所示,其为模型与实验数据对比,针对制冷剂过量、正常状态将数据归为正类,将制冷剂不足状态归为负类开展分类而获得。

对于诊断模型预测制冷剂不足的工况, $TP=1385$ (被正确预测成制冷剂不足工况的样本数), $FN=9$ (被错误预测成其它工况的样本数),

$FP=23$ (被错误预测成制冷剂不足工况的样本数), $TN=2070$ (正确将不是制冷剂不足工况的样本预测成其它工况的样本数)。

所以, 对于诊断制冷剂不足的工况,

$$\text{Accuracy} = \frac{1385 + 2070}{1385 + 9 + 23 + 2070} = 99.08\%$$

因此, 在多联机制冷剂不足故障的在线诊断方面, 本文提出的诊断模型具有较好的适用性, 诊断结果的正确率较高, 且符合实际情况。

表 1 故障诊断结果的混淆矩阵

Table 1 Confusion Matrix of Failure Diagnosis Results of Insufficient Refrigerant

运行工况	预测工况		
	工况 1 (过量/正类)	工况 2 (正常/正类)	工况 3 (不足/负类)
实际工况 1 (过量)	1035	89	0
实际工况 2 (正常)	77	869	23
实际工况 3 (不足)	0	9	1385

4 结论

本文依托某型号多联机机组, 通过采用多维曲线拟合算法, 介绍了一种有效的制冷剂不足故障的诊断方法。通过分析拟合算法机制, 实现诊断模型建立, 再对原始数据采取预处理, 并借助模型开展

了多联机机组的实验数据分类, 主要得出结论如下:

(1) 本文通过软件获得的 VRC 曲线既能显示机组化霜特点, 也能实现制冷剂充注量的有效模拟。当 VRC 数值小于 85% 时, 即可判断制冷系统处于制冷剂不足的故障。

(2) 本文基于现有的模型采用 CCP 剪枝优化并提出新诊断模型, 新型诊断模型具有更好的实用性和准确性;

(3) 在诊断多联机制冷剂不足的过程中, 气液分离器出管温度和模块高压可用于区分不同的机组运行状态, 且气液分离器进管温度、压缩机电流以及模块低压也是重要的故障诊断变量。

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, 2001.
- [2] TODD M R. Unitary air conditioner field performance [C]. Proceedings of the 10th International Refrigeration and Air Condition Conference, Purdue, 2004.
- [3] WEI L M, LYU X Y. Study on Energy Saving Power Consumption Characteristics of Idle Time in The University, in AER-Advances in Engineering Research [M]. Paris: Atlantic Press, 2015:1040-1043.
- [4] 王江宇, 陈焕新, 李冠男, 等. 基于 CART 算法的多联机压缩机回液故障检测[J]. 制冷与空调, 2017, 17(4):55-60.