

科技综述

暖通空调系统故障检测与诊断研究进展^{*}

广东工业大学 李志生[☆]

湖南大学 张国强

株洲工学院 刘建龙

摘要 介绍了暖通空调系统发生故障的原因及常见故障,比较了几种常用的故障检测与诊断方法的优缺点。介绍了国内外暖通空调故障检测与诊断的研究现状和应用情况。展望了发展方向。

关键词 暖通空调 故障检测 故障诊断 进展

Fault detection and diagnosis (FDD) for HVAC systems: a review

By Li Zhisheng[☆], Zhang Guoqiang and Liu Jianlong

Abstract Presents the causes of faults and the common faults in HVAC systems. Compares the advantages and disadvantages of several FDD methods extensively utilized at present. Presents current research and application situation of FDD on HVAC at home and abroad. Points out development trends about FDD applied to HVAC systems.

Keywords HVAC, fault detection, fault diagnosis, development

★ Guangdong University of Technology, Guangzhou, China

0 引言

暖通空调设备要具有较高的性能系数(COP),除了在设计 and 制造阶段加强技术研究外,在运行过程中时刻保持在正常状态并实现最优化运行也是必不可少的。有资料显示,热泵运行时的能源效率比在标准实验条件下低10%左右,某些安装不合适的热泵,其能效甚至会降低30%^[1]。近来也有研究表明,商业建筑中的HVAC系统经过故障检测和诊断调试后,能达到20%~30%的节能效果^[2]。因此,加强HVAC系统的故障预测,快速诊断故障发生的地点和部位,查找故障发生的原因,能减少故障发生的概率。一旦故障诊断系统能自动地辨识HVAC设备及其系统的故障,并及时地通知设备的操作者,系统能得到立

即的修复,就能缩减设备“带病”运行的时间,也就能缩减维修成本和不可预知的设备停机时间。

故障检测与诊断的基本步骤是通过研究HVAC系统故障发生的规律和机理,建立故障与征兆之间的关系,建立有效的故障诊断模型,或从历史的经验数据出发,利用神经网络训练模型的适应能力,进行故障系统辨识。通过故障预测与诊断,使暖通空调设备按优化程序运行,是降低建筑能耗和提高经济性的途径之一。因此,加强对故障的预测与监控,能够减少故障的发生,延长设备的

☆ 李志生,男,1972年11月生,在读博士研究生,讲师
510310 广州市新港中路489号佳信一街72号A7-403
(020) 34224059 38457696
E-mail: chinaheat@163.com

收稿日期:2005-06-09

一次修回:2005-08-08

二次修回:2005-11-02

* 国家优秀青年教师资助项目

使用寿命,同时也能够给业主提供持续的、舒适的室内环境,这对提高用户的舒适性、提高建筑的能源效率、增加 HVAC 系统的可靠性、减少经济损失将有重要的意义。

1 HVAC 系统故障原因及常见故障

1.1 故障原因

首先,HVAC 系统集中了各种设备,许多参数之间相互耦合,增加了系统的复杂性和故障的相关性。HVAC 系统是由管道连接各种空调设备而组成的一个相互关联、相互影响的系统,如果系统中有一个部件出现故障,则会影响其他部件的工作,进而影响整个系统的特性。例如,在蒸气压缩式制冷循环中,如果冷水泵出现故障,则单位时间通过蒸发器的水量减少,蒸发温度及蒸发压力降低,压缩机的压缩比升高,功耗增加,系统的 COP 值下降,严重时损坏压缩机。由于 HVAC 系统的故障具有传递性,一个部件出现故障会影响其他部件的正常工作,会引起多个参数的变化,所以有时很难判断到底故障的位置在哪里,也很难分清哪些是原因性数据,哪些是结果性数据,使故障诊断变得复杂。第二个原因是 HVAC 系统是典型的装设传感器数量最少的系统,缺乏传感器的信息使系统的监测不足。第三个原因是 HVAC 系统自动检测所集中的大量复杂数据经常给系统的管理者和操作者带来很大困扰,因为这些数据很少能直观地用图形、图像或文字直接表述出来,而且这些数据经常是变化的,真正分析这些数据的主要还是人,检测或诊断软件必须由人来判断故障。还有一个原因是 HVAC 系统的操作者可能忽略了一些细微的故障或隐含的故障,虽然这些故障暂时还不至于影响系统运行,但可能导致将来发生无意识的或无预兆的问题。

1.2 常见故障及其后果

HVAC 系统的故障种类繁多,几乎每个部件都有可能发生故障。1989 年,Stoupe 等人指出,对全封闭的蒸气压缩式空调系统来说,76%的故障是由电气故障引起的,19%的故障是由机械故障引起的,5%的故障是由管路和阀门故障引起的;其中,电气故障中大约 87%是由电动机损坏造成的,机械故障则主要是由液击、阀片损坏等造成的^[3]。表 1 给出了 HVAC 系统常见故障及其诊断工具^[4~11]

表 1 HVAC 系统常见故障及其诊断工具		
设备类型	常见故障现象	诊断模型或方法
单元式空调机组	换热器脏污	比较模型和实测参数的差异
	阀门泄漏	用模糊方法进行比较
变风量空调机组	回风风机损坏,送风风机损坏,冷水泵损坏,冷水泵阀门堵塞,温度传感器损坏,压力传感器损坏	留存式建模与参数辨识方法,人工神经网络方法
	往复式制冷机组	制冷剂泄漏,管路压力增大,冷却水量减少,冷水量减少
吸收式制冷机组	COP 下降	建模,模式识别,专家系统
整体式空调机	制冷剂泄漏,压缩机进排气阀泄漏,制冷剂管路阻力大,冷凝器脏污,蒸发器脏污	基于案例的拓扑学监测
HVAC 系统、灯光照明系统等	建筑运行参数变化,建筑运行费用飙升	实际运行参数与统计数据分
		对整个建筑系统进行诊断

HVAC 系统故障一般不会造成大的安全事故,最主要的后果是引起室内环境变差以及能耗增加。一般认为,故障会造成 HVAC 设备或系统的 COP 下降或系统性能变差。有报道,在美国,由 HVAC 系统的故障导致的能耗增加多达 30%^[12]。Krafthefer 等人也指出,蒸发器结垢会造成热泵的 COP 下降 10%~13%^[13]。表 2 给出了整体式空调故障引起的能耗增加情况^[14~15]。

表 2 整体式空调故障引起的能耗增加	
故障模式或故障部件	可能的能耗增加 /%
制冷剂泄漏(泄漏设计值 15%的情况下)	5.0
制冷剂管路阻力增加(管路压降增加 15%的情况下)	5.0
压缩机进/排气阀泄漏(容积效率降低 15%的情况下)	11.0
冷凝器脏污(脏污面积超过 30%的情况下)	8.0
蒸发器脏污(空气流量降低 25%的情况下)	12.5
不合适的过冷度	20.0
回热器不工作	10.0
冷凝器风机/电动机故障	15.0

2 故障检测与诊断方法

2.1 故障检测与诊断的定义与分类

故障检测和故障诊断是两个不同的步骤,故障检测是确定故障发生的确切地点,而故障诊断是详细描述故障是什么,确定故障的范围和大小,即故障辨识^[16]。在本文,故障检测和故障诊断不作严格的划分,而是按习惯统称为故障检测与诊断(FDD)。

故障检测与诊断的分类方法很多,如按诊断的性质分,可分为调试诊断(commissioning diagnosis)

和监视诊断 (monitoring diagnosis)。调试诊断是指使用积极的调试信号去改变部件的操作,把系统的某个部件调控到某个广为理解的运行状态,这是一种主动的诊断方法;而监视诊断是指无法用可替代的操作而只能用被动接受的手段来监测系统或部件。

如果按诊断推理的方法分,又可以分为从上到下 (top down) 的诊断方法和从下到上 (bottom up) 的方法^[17]。top down 方法是指从更高层次的建筑或系统的性能测量,来推演可能的更低层次的性能衰退原因。例如,假设建筑能耗测量得比较准确,则能耗就能反映建筑性能的信息,如果建筑的能耗远超过正常值, top down 方法能找到故障发生在什么层级 (hierarchy), 并找出最可能的故障原因。bottom up 方法则从较低层次来找出问题,然后向上传播,决定此问题对建筑性能的影响,如果这个影响相当大或潜在影响相当大,则修正这个问题的层级至更高的优先级,如果影响较小,这个时候不作决定,中间层级上的性能检测既能向上阻断故障传递,又能向下决定故障影响的程度。

如果按故障的搜索类型来分,又可以分为拓扑学 (topologic) 诊断方法和症状 (symptomatic) 诊断方法^[18]。topologic 诊断方法是指按正常运行模式下的模板来分析故障,而 symptomatic 诊断方法是直接研究搜索故障发生的地点。如图 1 所示。

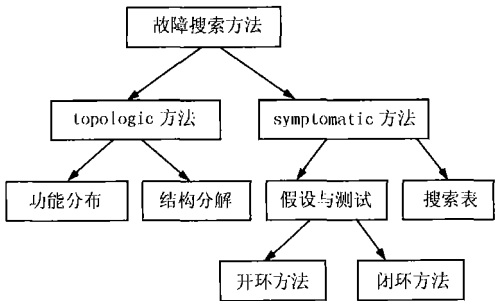


图 1 故障搜索方法分类

2.2 故障检测与诊断过程

早期的故障检测与诊断主要着眼于连接到能源管理与控制系统 (EMCS) 中个人计算机存档的静态数据库中,随着诊断技术的成熟,现在的故障检测与诊断手段则嵌入到了动态的控制体系中。图 2 显示了故障诊断的一般过程。期望值或期望操作来源于建立在物理定律上的 HVAC 设备数学模型或经验数据,由传感器测量得到的实际运行过

程的参数和由模型得到的计算值在诊断软件中进行比较和评估,将其比较或计算的误差作为输入,传送到故障诊断分析器中,如果这个误差逐渐增大,则说明按期望操作的可能性减小,故障发生的可能性增加。经过诊断程序诊断后,诊断结果作为输出被传给设备的执行和显示机构,从而实现了故障的诊断、报警、打印和控制等功能。

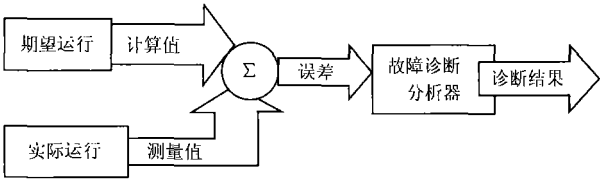


图 2 故障诊断过程示意图

按照故障的级别和故障的优先级不同,不同的故障在不同的诊断层次上来诊断。在分布式控制体系 (DCS) 中,驻留在不同层级上的故障诊断工具主要由输入数据的类型、性质、复杂程度和诊断工具使用的频率来区分,复杂的、需要更多知识和智能的故障诊断 (如诊断周期需要一天或一个月的) 将由更高层次的诊断工具 (或计算机) 来完成,由于现在传感器性能的提高,大量的、低端的故障诊断倾向于在传感器中就地解决。

2.3 常用的故障检测与诊断方法

目前开发出来的用于 HVAC 系统故障检测与诊断的方法 (工具) 主要有以下几种 (见表 3)。

表 3 常用的故障诊断方法

故障诊断方法	优点	缺点
基于规则的故障诊断专家系统	诊断知识库便于维护,可以综合存储和推广各类规则	如果系统复杂,则知识库过于复杂,对没有定义的规则不能辨识故障
基于模型的故障诊断方法	各个层次的诊断比较精确,数据可通用	计算复杂,诊断效率低下,每个部件或层次都需要单独建模
基于故障树的故障诊断方法	故障搜索比较完全	故障树比较复杂,依赖大型的计算机或软件
基于案例推理的故障诊断方法	静态的故障推理比较容易	需要大量的案例
基于模糊推理的故障诊断方法	发展快,建模简单	准确度依赖于统计资料和样本
基于模式识别的故障诊断方法	不需要解析模型,计算量小	对新故障没有诊断能力,需要大量的先验知识
基于小波分析的故障诊断方法	适合作信号处理	只能将时域波形转换成频域波形表示
基于神经网络的故障诊断方法	能够自适应样本数据,很容易继承现有领域的知识	有振荡,收敛慢甚至不收敛
基于遗传算法的故障诊断方法	有利于全局优化,可以消除专家系统难以克服的困难	运行速度有待改进

2.3.1 基于规则(rule based)的故障诊断专家系统^[13, 19]

这种诊断目前使用较广泛,主要思路是以 IF THEN 的规则形式来表示有关诊断对象的故障和征兆之间的关系,也就是各种事件之间的逻辑关系。这种诊断方法结合了已有的各种知识(规则或事实)到一个已有的程序中来解决特定的问题。基于规则的故障诊断系统最初是由人工智能发展起来的,目前在医学、地理、电子、化学等行业应用也很普遍。

2.3.2 基于模型(model based)的故障诊断系统^[20-21]

由 Davis 在 1984 年提出,其主要方法是采用数字逻辑电路的结构与输入输出行为的知识来表达故障。de Kleer 等人提出用冲突集将症状与可能的故障部件相联系^[22]。基于模型的故障诊断方法比较复杂,尤其是在 HVAC 系统中,很多部件(如换热器)都是非线性的,并且和时间序列相关,所以建模难度大,计算复杂。

2.3.3 基于模糊推理(fuzzy reasoning)的故障诊断方法^[23]

利用经验值和模糊统计数据构成模糊矩阵,再根据模糊逻辑合成算法进行模糊综合评判。总的思路是根据日常生活中的模糊判断,通过模糊化输入数据,模糊合成后进行故障诊断,然后再去模糊化输出直观的判断。

2.3.4 基于案例(case based)的故障诊断方法^[24]

通过访问知识库中过去同类问题的求解,从而获得当前问题的解。一般包括故障案例的表示、组织检索和学习等过程。这种故障诊断方式需要大量的案例,而故障是千变万化的,所以应用有一定的局限性。目前,在航天器的诊断中也有应用。

2.3.5 基于故障树(fault tree)的诊断方法^[25]

诊断过程从系统最终的故障开始,从上到下倒查故障,形成一棵倒立的故障树。这种方法故障检索比较完全,但如果系统较大,故障树的规模也大,建立故障树比较复杂。

2.3.6 基于遗传算法(genetic algorithm)的故障诊断方法^[26]

遗传算法的主要思想是从代表最优问题的一组初值解(种群)的染色体进行繁殖、交叉或变异产生新的个体,依照适者生存的原则,通过若干代进

化最终得出条件最优的个体,故障诊断采用的是基于模糊区间的推理方法,利用遗传算子,淘汰父代中适应性差的个体,如果达到设定繁殖代数或算法收敛,则返回最好的基因。

2.3.7 基于神经网络(neural network)的故障诊断方法^[27-28]

通过大量的、并行的、相互联系的神经元组成的网络来实现故障诊断。输入信号在神经元之间反复往返传递,神经网络建立后,通过大量的数据样本来训练这个网络,不断修正网络之间的权值,最后用数据样本校验神经网络。对非线性问题,神经网络具有天然的优势,也不需要建立物理模型。

2.3.8 基于小波(wavelet)分析的故障诊断方法^[29]

20 世纪 80 年代逐渐兴起的小波分析诊断工具对非平稳的信号和暂变的信号分析非常有用。设备工作状态异常时的突变信号载有故障信息,对这些突变信号进行小波分析就可以对故障的大小和位置作出分析。小波分析适合作信号处理。

2.3.9 基于模式识别(model identification)的故障诊断方法^[7]

把故障诊断看成是正常工作状态模式和故障状态模式的分类和识别。通过获取故障特征量进行决策研究,也可以进行故障计算和诊断。这种方式的优点是不需要建模,计算量小。

上述几种方法是比较粗糙的分类方法,此外,还有其他的一些诊断方法,也有几种方法结合使用的综合故障诊断方法,如模糊推理和神经网络就经常结合起来使用,模式识别也可以和神经网络结合起来使用等。

3 故障检测与诊断研究进展

3.1 国外故障检测与诊断技术的发展

国外的 HVAC 系统故障检测与诊断有以下特点:一是涉及范围广,从传感器故障诊断到 HVAC 部件故障诊断,以及建筑的故障诊断;二是研究开始得早,各种故障诊断学术交流活跃;三是故障诊断软件多,许多学者都把他们的研究成果应用于实际中,并做成软件;四是暖通空调故障诊断和其他专业结合广泛,如计算机、仿真技术、自动控制等专业。

Thomson 等人提出了自己的故障诊断方法,

他们把换热器的热传输参数当作信号来计算和监测热泵的运行情况^[30]。Neuenschwander 把传热系数 K 作为监测参数,当发现 K 变小后,就能监测和诊断到换热器可能脏污或结垢,由于热泵的蒸发器和冷凝器都可以看作是普通的换热器,由此可以监测热泵的工作情况^[31]。

Raber 提出了一种监测热泵运行的信号参数法,他把某个特征温度转换为频谱,先从整个温度范围内抽取几个离散的点作为温度的特征值,然后训练和学习这些特征值,每个或每类故障情况都可以在特征空间里用某个温度特征值来表示,于是,在运行过程中,只要通过计算运行的实际温度和故障特征温度的差值,就可以知道故障发生的概率是多大,并且知道故障的类型,如果事先把故障所对应的处理方案输进去,就可以自动地进行故障诊断了^[32]。

Junichi Shiozaki 和 Fusachika Miyasaka 等人使用定性的推理逻辑开发了故障诊断工具,他们建立了一个用于 HVAC 的实时故障对话工具,通过使用信号化的直接诊断图,能够从特定的 HVAC 系统中定性地找出故障,这个工具的优点是诊断时间短、程序小,缺点是不能定量而只能定性地诊断故障,也就是说,有可能发生故障误诊,特别是在故障阈值设置不是很合理的情况下^[33~34]。

Salsbury 则描述了一种基于仿真模型的 HVAC 系统故障检测控制器,它使用静态仿真模型产生前馈动作,是对传统的比例积分微分(PID)模型的一种修正^[35]。这种前馈控制减小了系统的非线性影响,能够把设备本身的信息作为输入参数来控制,所以在 HVAC 系统的运行条件改变时,能提高系统的稳定性。

Pan Song 等人研究了 HVAC 系统中水蓄热的故障监测和诊断工具,他们在蓄热空调系统中,通过改变蓄热柜的温度来推断故障发生的地点^[36]。其基本的思路是,监测蓄热柜的温度并将其作为特征温度,通过傅里叶变换来监测正常状态和故障条件下的温度差异,从而确定故障和优化节能,他们在一个医院里对这个方案进行了实际的验证。

Maurer 则在专家系统的基础上开发了逻辑推理方法来监测热泵的运行故障,其基本思路是预先根据经验输入推理规则,这些推理规则是从输入变

量的大小得来的,将信号参数或模型参数(例如温度、流量等)作为输入变量,由于热泵运行时故障之间可能有联系,或者可能同时发生两个以上的故障,故障模型通常用故障树来表示^[37]。故障树能描述故障的种类和症状,也能用推理规则和专家系统来表达。由于参数一般都有固定的物理意义,故障树的解释可以被一般的操作人员所掌握,并且,在训练过程中,系统还有自学习的能力。

Yu Bing 则从热泵外部的角度,也就是从建筑能耗的角度来监测热泵(空调)系统的运行情况。他用模糊神经网络 FNN 模型来诊断建筑能源的消耗,从而定量地监视系统的故障情况,其基本原理也是利用正常运行时的平均值和故障发生时的偏离值来确定故障的情况^[21]。

Braun 使用二次线性回归方法对集中制冷机组进行了优化控制。他把冷水机组的输入变量分为可控制变量(如冷却水温)和不可控制变量(如大气压力、大气干球温度),来控制机组的运行,使机组能调节到最佳的状态^[38]。其总体思想还是通过数学建模,把各个参数总结成一个函数,然后使输出变量对输入参数求导,再利用 PID 控制手段解矩阵方程,求偏导数,从而得到优化控制策略。

Seon woo Lee 等人在 PI 控制的基础上,提出用预补偿的模糊逻辑控制方案来控制可变容量的热泵,并利用实验进行了验证^[39]。这种方法最大的优点是容易实行。

近年来,许多学者研究出了很多在线进行故障检测和诊断的方法,包括物理模型和黑箱模型方法,用于检测和诊断蒸汽压缩式设备系统性能下降、冷却能力或效率降低等故障。这些研究者涉及的故障诊断包括压缩机进、排气阀泄漏,换热器风机故障,蒸发器空气滤网脏污,制冷剂泄漏等。

故障诊断的革命性进步发生在 20 世纪 90 年代。在 20 世纪 90 年代的早期,国际能源组织(IEA)签署协议,同意形成协作研究项目的附件 25 (Real time HVAC simulation. Annex 25^[17]),即用于建筑优化、故障检测与诊断的 HVAC 系统实时仿真。Annex 25 的 10 个协议起草成员国共同工作,完成了辨识一般故障的工作,并开发了一套程序来检测和诊断故障。通过使用仿真的数据来测试这套诊断程序,并研究出了大量的诊断方法,如用于 HVAC 系统和部件的模型(包括物理模型、

黑箱模型、基于模型的方法、使用故障分级的诊断方法等)。并在 1996 年最终形成了 Annex 25 文件。在此国际项目的协作过程中,清华大学的江亿教授等人参加了 IEA Annex 25 的研究工作。

一般说来,这套方法是成功的,但用 Annex 25 来进行故障诊断,其仿真的数据用来比较和评价真实的建筑是不足的。所以,Annex 25 完成后,国际能源组织同意成立 Annex 34 协作研究项目即关于 HVAC 系统性能的计算机辅助评价(Annex 34. Computer Aided Evaluation of HVAC System Performance, 1997—2001)。这个项目被用在实际的建筑中来进行故障检测和评价,其目的是开发关于 HVAC 系统的故障检测与诊断工具,使其达到商业化应用的水平。Annex 34 共有 11 个成员国家的数 10 名技术工程师和专家参与,整个项目历时 4 年才得以完成。Annex 34 的成员与超过 50 个的建筑能源管理与控制系统(EMCS)的生产商、建筑开发商以及物业管理者通力协作,终于在 Annex 25 的基础上开发了用于实际建筑的故障检测与诊断方法。Annex 34 设计成大量的(超过 30 个)计算机演示系统,通过监测这些演示系统的运行,研究者就能够在真实建筑中实现 FDD 技术的应用,即系统能与真实建筑的 HVAC 过程交互。我国也有部分学者参加了这方面的研究,如湖南大学的陈友明教授等,以及香港理工大学的 Wang Shengwei 博士、Wang Jin Bo 博士等。

除了国际能源组织的开发项目外,ASHRAE 也积极开展关于 HVAC 系统的故障检测与诊断研究项目,到目前为止,ASHRAE 的研究项目主要有 883 RP(用于 HVAC 系统的小型在线诊断系统)、1020 RP(用于实际建筑的故障诊断检测与诊断方法演示)、1043 RP(用于冷水机组的故障诊断需求和评价)。

目前开发出来的主要故障诊断工具有:a)用于整个建筑系统的诊断工具;b)用于冷水机组的诊断工具;c)用于屋顶单元故障的诊断工具;d)用于空调单元故障的诊断工具;e)变风量箱诊断工具。令人遗憾的是,上述诊断工具都是相互独立的,一个诊断工具的数据并不能用于另一个诊断工具中。

3.2 国内故障检测与诊断技术的发展

在国内,虽然关于热泵系统的监测(控制)和诊

断的科研和论文也很多,近年来研究进展也非常快,但主要还是集中在如何进行融霜和结霜方面的控制,至于运行时的优化和故障诊断方面的控制研究还不是很多,这些诊断一般都是应用模糊控制或神经网络,或二者相结合,利用计算机仿真来预测和监视热泵系统的运行。从监测部件来说,有监视局部的,也有监测系统的。

西安交通大学的傅明星等人作了热泵型空调器工质动态循环控制的节电研究,得出了热泵系统在各种工况时最佳的制冷剂充注量^[40]。哈尔滨工业大学的姜益强等人对基于神经网络的空气源热泵机组的故障诊断进行了研究,建立了基于 BP 神经网络的故障诊断模型,并用来自模拟实验的征兆实例和专家领域内的知识对神经网络进行了训练,为 HVAC 领域进一步开展故障诊断提供了经验^[41~43]。

上海交通大学的蔡立群总结出制冷系统常见的故障机器征兆之间的关系,采用产生的规则与知识表达式,用 Turbo Prolog 语言开发了一个故障诊断专家系统,并用压缩机实验台进行了验证^[44]。

上海交通大学的赵鹏等人根据现有领域的知识建立了每种故障的标准模式,按这些标准模式构成故障空间矩阵 Z ,取症候群空间 X 为论域,同时,将这些标准模式看成 Z 上的模糊集,把制冷系统的故障诊断问题转化为确定 X 集上的元素以多大程度隶属于 Z 上的哪个模糊集上的问题^[45~49]。

湖南大学的陈友明等人介绍了 HVAC 系统中自动故障检测与诊断的基本流程、故障分类、研究现状、常用方法及应用情况。对建筑能源管理与控制系统中传感器故障类型,用主成分分析法进行了建模,并对空调检测系统中的四类传感器进行了检测与诊断。对空调监控系统中的数据恢复与容错控制进行了分析研究;并研究了基于模糊推理的变频空调系统^[47~48]。

张振军提出了适用于现场的集中空调系统性能检测的整套方法,并通过多项工程现场检测,验证了该方法的现场可行性^[49]。

胡昶从分析空调系统运行历史数据出发,结合空调系统的工作环境参数,提出了一种基于温度检测和神经网络的负荷预测方法^[50]。

晋欣桥等人根据能量守恒关系式的残差特征,在冷水机组系统中选取恰当的控制体,推导并求解

了关于系统中温度传感器的故障诊断方程组,提出了稳定状态检测和方程组封闭性等问题的解决方法^[51]。

何书森研究了一种热泵干燥系统,使用 PID 调节和模糊调节相结合的方法,并通过实验对 PID 调节加 Fuzzy 调节进行了比较,证明了模糊调节振荡减小,恒温平稳^[52]。

刘宪英等人对蓄冰空调系统的负荷预测和优化运行利用神经网络进行了研究^[53]。李韵对某型号的热泵故障进行了分析,并提出了解决故障对策^[54]。

刘贤坤开发了变风量 HVAC 系统热力过程的优化模型,采用了改进的 Hopfield 人工神经网络进行优化,仿真结果表明采用优化方式可以大大减少能耗^[55]。

姜大勇采用人工神经网络的方法,对空调机进行故障诊断与检测,仿真结果表明,该方法有效地克服了传统方法的缺陷并具有较高的准确度与实时性^[56]。

赵黎丽分别采用神经网络和遗传规划两种人工智能方法解决地源热泵系统的辨识问题,用两种方法得到的模型平均误差在 7% 以内。说明单纯采用人工智能方法对地源热泵进行辨识是可行的^[57]。

李玉云应用人工神经网络技术,阐述了负荷预测、能源管理、故障诊断、系统辨识与控制等方面的应用,展望了进一步的研究^[58]。

4 暖通空调故障检测与诊断的发展方向

可以预见,将来的故障诊断工具将是建筑的一个标准的操作部件。诊断学将嵌入到建筑的控制系统中去,甚至故障诊断工具将成为能源管理与控制系统(EMCS)的一个模块。这些诊断工具可能由控制系统生产商开发提供,也可能由第三方的服务提供商来完成。故障诊断工具嵌入到建筑控制系统中,将有类似于 BACnet 的通讯协议。故障诊断工具将集成建筑各系统与子系统的诊断信息。换句话说,各个诊断工具的数据和协议将是开放的和兼容的,是符合工业标准体系的,具有极大的方便性和实用性。

参考文献

[1] Erb M, Hubacher P, Eicher H P, et al. Feldanalyse von WP Anlagen[R]. Bundesamt für Energie, 2000

[2] Arthur D, Jouko P. Annex 34 computer aided evaluation of HVAC system performance[C] // Proceedings of VTT Symposium. Finland Espoo, 2001: 13-19

[3] Stoupe D E, Lau Y S. Air conditioning and refrigeration equipment failures [J]. National Engineer, 1989, 93(9): 14-17

[4] Claridge D, Liu M, Tunner W D. Whole Building Diagnostics Workshop[EB/OL]. <http://poet.lbl.gov/diagworkshop/proceedings/>

[5] Haves P, Salsbury T L, Wright J A. Condition monitoring in HVAC subsystems using first principles models[R] // ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2)

[6] Dexter A L, Benouarets M. A generic approach to identifying faults in HVAC plants[R] // ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2)

[7] Lee W Y, Park C, Kelly G E. Fault detection in an air handling unit using residual and recursive parameter identification methods[R] // ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2)

[8] Yoshida H, Iwami T, Yuzawa H, et al. Typical faults of air conditioning systems and detection by ARX and extended Kalman filter[R] // ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2)

[9] Tsutsui H, Kamimura K. Chiller condition monitoring using topological case based monitoring[R] // ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2)

[10] Rossi T M, Braun J E. A statistical rule based fault detection and diagnostic method for vapor compression air conditioners [J]. International Journal of HVAC&R Research, 1997, 3(1)

[11] Santos J, Brightbill L. Automated diagnostics from DDC data PACRAT[C] // Proceedings of the 8th National Conference on Building Commissioning. Kansas City, MO, 2000

[12] Katipamula S, Branbley M. Automated diagnostics improving building system and equipment performance[J]. Energy User News, 1998, 23(4)

[13] Krafthefer B C, Rask D R, Bonne U, et al. Air conditioning and heat pump operation cost savings by maintaining coil cleanliness[G] // ASHRAE Trans, 1987, 93(1): 1458-1473

[14] TIA X. Energy consumption characteristics for commercial building HVAC systems. III. Energy saving potential[R] // Final Report to US DOE

- Office of Building Technologies, 2002
- [15] Breuker M, Rossi T, Brann J. Smart maintenance for rooftop units[J]. ASHRAE Journal, 2000, 42(11): 41-47
- [16] ASHRAE. Fault detection and diagnosis for HVAC systems[R] // ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2): 189-207
- [17] Hyvärinen Eds J, Kärki S. Building Optimization and Fault Diagnosis Source Book[M], 1996
- [18] Rasmussen J. Information Processing and Human machine Interaction [M]. New York: Elsevier Science Inc, 1986
- [19] Haberl J S, Claridge D E. An expert system for building energy consumption analysis prototype results[G] //ASHRAE Trans 1987, 93(1)
- [20] Dexter A L, Ngo D. Fault diagnosis in air conditioning systems: a multi step fuzzy model based approach [J]. International Journal of HVAC&R Research, 2001, 7(1): 83-100
- [21] Yu Bing. General modeling for model based FDD on building HVAC system[J]. Simulation Practice and Theory, 2002, 9: 387-397
- [22] de Kleer Johan, Williams Brian C. Diagnosis with behavioral models[C] //Proceeding of 11th IJCAI. Detroit, USA, 1989, 1324-1330
- [23] Zadeh L A. Fuzzy sets [J]. Information and Control, 1965, 8: 338-353
- [24] Tsutsui H, Kamimura K. Chiller condition modeling using topological based modeling[R] //ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2): 82-89
- [25] Xie G. A tree based expert system for fault tree construction[J]. Reliability Engineering and System Safety, 1993, 40: 20-38
- [26] Huang W, Lam H N. Using genetic algorithms to optimize controller parameters for HVAC system [J]. Energy and Buildings, 1997, 26: 277-282
- [27] Li X M, Hossein V N, Visier J C. Development of a fault diagnosis method for heating system using neural networks [R] // ASHRAE Technical Data Bulletin, 1996, 12(2): 48-55
- [28] Gomm J B. Adaptive neural network approach to online learning for process fault diagnosis [J]. Transaction of the Institute of Measure and Control, 1998, 20(3): 144-152
- [29] 何岭松. 小波分析及其在设备故障诊断中的应用 [J]. 华中理工大学学报, 1993, 21(1): 82-87
- [30] Thomson M, Twigg P M, Majeed B A, et al. Statistical process control based fault detection of CHP unit[J]. Control Engineering Practice, 2000, 8(8): 13-20
- [31] Neuenschwander P. Wärmetauscher überwachung durch Messen Von Ein und Ausgangsgrößen[R]. Forschungsbericht Nr 22. Laboratorium für Energiesysteme. ETH Zürich, Juris Verlag, 1996
- [32] Raber E, Thompson R E. Processing of high salinity brines for subsurface injection [C] // International Conference on Geotechnical and Environmental Aspects of Geopressure Energy. Department of Energy. Washington, DC. Report No: CONF 8001024 (NTIS) UCRL 83122 (Rev1), 1980
- [33] Shiozaki J, Miyasaka F. A fault diagnosis tool for HVAC systems using qualitative reasoning algorithm[C] //Proceedings of Building Simulation '99, 1999, 1: 155-160
- [34] Miyasaka F, Yamasaki T, Yumoto M, et al. Fault detection and diagnosis for HVAC systems using stochastic qualitative reasoning [J]. Studies on Informatic and Control, 2001, 10(3): 189-207
- [35] Salisbury T I. A temperature controller for VAV air conditioning units based on simplified physical models [J]. ASHRAE HVAC&R Research Journal, 1998, 4(3)
- [36] Pan Song, Zheng Mingjie, Nakahara Nobuo. Study on fault detection of thermal storage system with pattern recognition[C] //Proceedings of AIJ Tokai Chapter Academic Meeting. Japan, 1998
- [37] Maurer D E. Man machine interface for a failure diagnosis expert system[M] //Technical Papers of IEA Annex 25, 1996: 97-115
- [38] Braun J E. Methodologies for design and control of central cooling plants[D]. Dissertation: University of Wisconsin Madison, 1988
- [39] Lee Seon woo, Jeong Moon Jong, Jang Bo In. Fuzzy precompensated PI controller for a viable capacity heat pump[C] //Proceedings of the 1998 IEEE International conference on control applications. Italy, 1998
- [40] 傅明星, 曹琦, 王宜义, 等. 空调器新型模糊控制器研究[J]. 暖通空调, 2000, 30(2)

式中 A_e ——外层围护结构单位长度的有效开口面积, m^2/m ;
 b ——流量因数(单纯开口时为 0.65);
 A ——单位长度开口面积(取上下部开口面积的算术平均值或较小值), m^2/m ;
 H ——上下开口间距离, m 。

c) S_e 值已考虑天窗的影响。

d) 双层围护结构条件——内、外侧和上部水平面均为透明玻璃;百叶设于内侧玻璃的外侧面;双层围护的进深为 2 m;天窗挑出 2 m。

当实际情况与图 5 中条件不同时,由图可知,有效开口面积 A_e 达到 $0.2 \text{ m}^2/\text{m}$ 以上时, t_{ts} 和 S_e 的变化已经很小,说明外侧玻璃种类(吸热或反射玻璃)及双层围护结构的进深变化产生的影响已经很小,所以当 A_e 达到 $0.6 \text{ m}^2/\text{m}$ 以上时图中数值仍可采用。

8 其他

通常夏季空调设计负荷是按夏季太阳辐射照度(7月21日)计算,但南、东南、西南三个朝向太阳辐射照度在太阳高度角较低的秋季(10月)会比夏季更大些,外遮阳遮挡率会更小些。因此,日本的设计资料要求对南、东南、西南三个朝向的房间

分别计算夏季、秋季的日射得热负荷并取大值。我国目前的负荷计算方法或电算软件中还没有考虑计算秋季参数,可参照国外资料适当放大。

9 结语

负荷计算是空调设计的基础,随着我国《公共建筑节能设计标准》的颁布,对围护结构的热工性能和建筑设备的能耗指标将会有进一步的要求。更多地采用新型节能的围护结构,选择合适的空调通风设备并使之尽可能运行在高效区,是建筑节能的两个主要途径,因而进一步改进与这两个途径都相关的负荷计算方法就显得格外重要了。

参考文献

- [1] 空气调和·卫生工 全. 空气调和·卫生工 便覧 [M]. 13 版, 2002
- [2] 中国有色工程设计研究总院. GB 50019—2003 采暖通风与空气调节设计规范 [S]. 北京: 中国计划出版社, 2004
- [3] 陆耀庆. 实用供热空调设计手册 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1993
- [4] 范存养. 以环境意识为导向的日本空调技术的发展动向 [C] // 空调与健康室内环境高峰论坛论文, 2003
- [5] Kirkpatrick Allan T, Elleson James S (美). 低温送风系统设计指南 [M]. 汪训昌, 译. 北京: 中国建筑工业出版社, 1999
- [6] 与空调, 2003(4): 24—26
- [7] 胡昶. 基于温度检测和神经网络的空调负荷预测 [J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(1): 427—428
- [8] 晋欣桥. 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(1): 976—981
- [9] 何书森. 热泵干燥过程 PID 加 Fuzzy 调温的应用与实验 [J]. 农业机械学报, 1999(1)
- [10] 刘宪英. 神经网络法负荷预测及在蓄冰空调系统的优化运行 [J]. 重庆建筑大学学报, 1999(6): 86—90
- [11] 李韵. YCAM-H 600 热泵故障分析及其对策 [J]. 暖通空调, 2003, 33(2)
- [12] 刘贤坤. 基于人工神经网络的变风量 HVAC 系统热力过程优化 [J]. 制冷与空调(四川), 2003(2)
- [13] 姜大勇, 黄道. 空气处理单元的故障检测与诊断方法 [J]. 建筑热能通风空调, 1999(2)
- [14] 赵黎丽. 两种人工智能方法应用于地热热泵系统辨识 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(7): 1376—1379
- [15] 李玉云. 人工神经网络在暖通空调领域的应用研究发展 [J]. 暖通空调, 2001, 31(1): 77—79
- [16] (上接第 38 页)
- [17] 姜益强, 姚杨, 马最良. 基于人工神经网络的空气源热泵冷水机组的性能模拟 [J]. 流体机械, 2002(5): 59—61
- [18] 姜益强, 姚杨, 马最良. 空气源热泵冷水机组的故障诊断 [J]. 制冷学报, 2002, 23(3)
- [19] 姚杨. 空气源热泵冷水机组中压缩机性能的模拟 [J]. 哈尔滨建筑大学学报, 2002, 33(6): 87—91
- [20] 蔡立群. 制冷系统故障诊断的专家系统 [D]. 上海: 上海交通大学, 1993: 24—45
- [21] 赵鹏. 模糊专家系统在制冷系统在线故障诊断中的实现应用 [D]. 上海: 上海交通大学, 1995: 37—51
- [22] 鲍士雄, 赵鹏. 制冷系统故障诊断中模糊模式识别技术的应用 [J]. 制冷学报, 1998, 19(2): 20—27
- [23] 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
- [24] 陈友明. 自动故障检测与诊断在暖通空调中的研究与应用 [J]. 暖通空调, 2004, 34(3): 29—33
- [25] 张振军. 中央空调系统现场检测方法初探 [J]. 制冷