

分类号: TP273

密 级: 公开

UDC: _____

单位代码: 10142

沈阳工业大学

硕士学位论文

论文题目: 制冷系统的设计与优化控制



学 号: 2005285

作 者: 赵健

学 科 名 称: 控制理论与控制工程

2008年01月16日

沈阳工业大学硕士学位论文

论文题目： 制冷系统的设计与优化控制

作者： 赵健

指导教师： 李树江 教授 单位： 沈阳工业大学

协助指导教师： 单位：

单位：

论文提交日期： 2008 年 1 月 16 日

学位授予单位： 沈阳工业大学

DESIGN AND OPTIMAL CONTROL OF REFRIGERATION SYSTEM

Author: Zhao Jian

Supervisor: Professor Li Shujiang

Shenyang University of Technology

Shenyang, P.R.China

Jan 16, 2008

独创性说明

本人郑重声明：所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得沈阳工业大学或其他教育机构的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中做了明确的说明并表示了谢意。

签名：赵健 日期：2008.1.16

关于论文使用授权的说明

本人完全了解沈阳工业大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

(保密的论文在解密后应遵循此规定)

签名：赵健 导师签名：李树仁 日期：2008.1.15

摘 要

暖通空调系统一般是按最大负荷设计设计与调试,实际情况是的暖通空调长时间处于部分负荷下低效率运行状态。制冷机是暖通空调系统中能耗最大的设备,如何对制冷机进行优化控制,使制冷量与负荷相匹配,是提高制冷的运行效率,节约暖通空调系统运行能耗的重要途径。

本文根据大型制冷系统—暖通空调系统的工作原理,设计完成了暖通空调控制系统的实验平台,它采用研华公司多功能数据采和控制板卡和工业控制计算机组成了硬件控制系统,由 MATLAB 的 Real-Time-Target 工具箱,构成软件平台,实现数据采集、控制与 MATLAB 的集成。暖通空调系统所具有的多变量、大滞后、非线性、时变等特性,为了解决上述控制难点问题,实现暖通空调系统节能,该控制系统提供了一个高级控制策略研究与验证平台。

在制冷优化研究方面,分析确定了影响压缩机运行效率的主要因素,基于 BP 神经网络,建立了以压缩机入口制冷剂温度、压缩机出口制冷剂温度和负荷为输入量,以吸气压力为输出最佳吸气压力模型。通过在线修正制冷机的吸气压力工作点,解决了变负荷下,制冷机优化控制问题。实验表明:在任意负荷下,以模型确定的最佳吸气压力为设定值,可以使制冷机达到相应负荷下的最佳工况下运行,大幅度提高制冷机的性能参数 COP 的值,降低了制冷机的运行能耗。

关键词: 制冷系统, 暖通空调, 制冷机, BP 神经网络, 优化控制

Design and Optimal Control of Refrigeration System

Abstract

In general, the design of the HVAC system is based on the assumption that the system is working with full loads, but in fact the HVAC system is usually working with part of the loads and low efficiency. Refrigerating machines are the biggest energy consumer in the HVAC system, so it is very important to improve efficiency of refrigerator machines, to reduce the HVAC system energy cost for the optimal control of refrigerating machine and to match the refrigeration output with load.

This paper designed and implemented an HVAC control system experiment platform based on the principles of large-scale refrigeration system, and it used ADVANTECH series multifunctional data acquisition-cards and control-cards to build up the hardware control system. Its software platform consisted of Real-Time-Target tool-box in MATLAB, which can achieve data acquisition, data control and MATLAB integration.

HVAC systems generally have long time delays and nonlinear and time-varying characteristics. In order to solve the difficult multi-variable control problem of HVAC systems, and reduce the energy cost of HVAC systems, this control system offers an experiment platform based on which experiments of advanced control strategies and validations can be conducted.

In the refrigerator optimization study, analysis of the impact of the compressor operating efficiency factors, based on BP neural network, this paper established optimal suction pressure model with refrigerant temperature at compressor inlet, the discharged temperature and load as inputs, and suction pressure as the output. We solved the refrigerator optimal control problem under variable loads, by adjusting online the suction pressure on which the refrigerator works. Experiments have shown that the refrigerator can achieve the optimum operating conditions on the optimal suction pressure determined by the model. COP, the performance parameter of refrigerator, is also greatly improved and the energy cost of the refrigerator is reduced.

Key words: Refrigeration System, HVAC, Refrigerator, BP Neural Network, Optimal Control

获取更多资料 微信搜索蓝领星球

目 录

摘 要.....	I
Abstract.....	I
第一章 绪 论.....	1
1.1 课题背景与意义.....	1
1.2 制冷系统优化控制的研究现状.....	1
1.3 本论文的主要工作内容.....	5
第二章 制冷系统的工作原理与数学模型.....	6
2.1 制冷系统的工作原理.....	6
2.2 制冷系统的机械模型.....	9
2.3 小结.....	11
第三章 人工神经网络的基本原理.....	12
3.1 人工神经元模型.....	12
3.2 人工神经网络.....	12
3.3 误差反传(BP)神经网络.....	14
3.3.1 BP 神经网络.....	14
3.3.2 BP 神经网络拓扑结构.....	14
3.3.3 BP 神经网络算法.....	16
3.3.4 BP 神经网络算法的改进.....	18
3.4 小结.....	20
第四章 制冷系统的设计.....	21
4.1 暖通空调系统机械部分的设计.....	21
4.1.1 暖通空调系统的制冷系循环的设计及设备选型.....	22
4.1.2 暖通空调系统中水系统的设计及关键设备选型.....	25
4.1.3 暖通空调中风系统的设计.....	26
4.2 暖通空调系统控制回路的硬件设计.....	28
4.3 暖通空调系统控制回路软件环境的设置.....	35
4.3.1 Real-Time-Windows-target 工具箱.....	35
4.3.2 Real-Time-Windows-target 工具箱的特点.....	36
4.3.3 Real-Time-Windows-target 工具箱需要的环境.....	36
4.3.4 Real-Time-Windows-Target 工具箱的操作步骤.....	37

4.4 小结	45
第五章 制冷系统的优化控制方法研究	46
5.1 BP 神经网络在制冷系统中的应用	46
5.2 Matlab 下的神经网络工具箱	47
5.3 BP 神经网络对制冷机最佳吸气压力的建模研究	48
5.3.1 BP 神经网络模型输入输出量的确定	48
5.3.2 样本数据的采集和其网络数据的预处理	49
5.4 最佳吸气压力对制冷机性能参数 COP 的影响	53
5.5 制冷机的优化控制	58
5.6 小结	63
第六章 结 论	64
参考文献	65
在学研究成果	68
致 谢	69

获取更多资料 微信搜索 蓝领星球

第一章 绪 论

1.1 课题背景与意义

随着近年来人们生活水平的提高，制冷系统的需求量也在不断的上升，尤其到了夏季，制冷系统用电负荷占我国电力负荷的较大比重。如在首都北京，2004 年夏季空调用电高峰负荷约为 380 万千瓦，约占整个北京用电量的 50%^[1]。制冷系统的能耗成了人们不可忽视的问题之一。对制冷系统的节能降低运行费用对国民经济的可持续发展有着重要的意义^[2]。

制冷机作为制冷系统中制取冷量和输出冷量的部分，其能耗是相当大的。对制冷机控制方法的好坏直接影响到整个制冷系统的运行状况。因此，有必要对制冷机进行优化控制。

传统的制冷机的优化都针对制冷机额定负荷工作点上进行的^[3]，实际上制冷机在额定工作状态下的情况并不多，往往都是在部分负荷下工作，而且部分负荷工作条件下，制冷机也有最佳的工作点^[4]，使制冷机在不同负荷条件下，都以最佳工作状态运行使当今制冷行业的一个重要问题。确定不同负荷下制冷机的最佳工况，已成为当今空调优化控制领域的研究热点^[5]。如果能找出制冷机处于部分负荷状况下的最佳工况，并通过控制系统实现不同负荷下的优化控制，将大幅度地降低建筑能耗，并获得巨大的经济效益。

结合辽宁省教育厅基金，沈阳市重点攻关项目（编号 1053084-2-05）—暖通空调优化控制技术及节能产品的开发，本文将对暖通空调制冷机进行优化控制，使制冷机在各个负荷下，都以最佳工作状态运行。

1.2 制冷系统优化控制的研究现状

传统空调中的制冷机系统采用的是定速压缩机开—停控制方法，结合热力膨胀阀的过热度控制实现变工况调节。这种控制方法虽然简便，但会使室内温度不稳定，控

制精度较低^[6]。随着电子技术的发展,人们开始在制冷设备上采用智能控制的方法。但由于经典控制技术经过长期的理论研究和实际证明,在实际中也存在它的价值。如今最常用的控制方法有:PID 控制、模糊控制、神经网络控制、自适应控制等^[7]。

一种有效的方法是控制制冷机的蒸发器出口的过热度,使其在允许的最小状态下,不仅能充分利用蒸发器的换热面积,也能降低单位制冷量的能耗,对制冷机的优化控制有着重大意义。以蒸发器过热度为目标的电子膨胀阀的控制算法应用较多的是 PID 调节^[9]。常规 PID 调节最先用于制冷机的控制当中。常规 PID 调节简单实用,可靠性高,调节稳定性好,如果其调节参数比例系数 K_p 、积分时间常数 K_i 、微分时间常数 K_d 选用恰当可以获得很好的调节品质,即使负荷发生很大变化,系统也会在很短的时间稳定下来^[10]。但常规 PID 调节也有缺陷,比如:如果 K_p 、 K_i 、 K_d 参数选择不当,不但制冷机启动的时间会很长,系统也会发生振荡。由于制冷机中的许多重要参数是相互影响,相互耦合的,为了对它进行更好的控制,常规的 PID 控制是不能满足要求的。所以许多学者对这种方法进行了改进,得到了更佳的效果。如:极点配置 PID 调节,目标函数在线 PID 调节,自适应模糊 PID 调节等。

模糊控制取决于被控制系统的物理特性,非常适用于制冷机这样的非线性强、滞后大的系统,具有较好的稳定性特点。在文献[11]中介绍了一种模糊规则的调整方法,并应用于 HVAC 系统中制冷机的控制,对比 PID 控制方法有着更好的控制效果。赵文敏等^[12]结合蒸发器过热度、压缩机频率、运行模式等因素与电子膨胀阀开度之间的关系,采用了一种具有智能判断和积分功能的带自调整参数的模糊算法,这种算法实用行很强。由于制冷机由压缩机、冷凝器、节流装置(膨胀阀)和蒸发器组成,属于多输入,多输出的系统。文献[13]针对制冷机组这样的多输入、多输出、非线性复杂系统明显的非线性热力学耦合特性,采用模糊控制与神经网络相结合的方法,提出了一种具有结构和参数学习能力的自组织模糊神经网络控制器,在控制过程中采样数据在线学习,调整网络结构,产生模糊控制规则并调整规则的参数,使控制器既有模糊控制的特点又有神经网络学习的能力,达到了对制冷机优化控制的目的。但模糊算法也存在一定的缺陷。如:在结果上过于简单和模糊规则无法修改等。

自适应控制的基本原理是让控制器在变化的条件下,根据一定的规则对自身的特性进行调整,使系统在某种条件下达到最优。自适应控制算法一般都需要某种方式的

辨识,以获得动态特性。由于制冷机运行工况是随负荷变化而变化的,如用自适应控制用于制冷机中蒸发器过热度控制,可以实现对蒸发器时变工作条件的最优控制。如文献[14]分析了蒸发器目标过热度自适应控制的必要性,提出了目标过热度自适应控制思想及PID参数在线鉴定的一种方法。文献[15]中作者在传统PID调节基础上,提出了适合实际运用的自适应PID算法,并通过实验证明,这种算法应用于制冷机实时控制中得到良好的控制效果。但对于非线性强,大滞后的制冷机系统,自适应控制方法也存在局限性。

由于制冷系统待优化参数众多,性能复杂,遗传算法的简单通用性及全局搜索性使其在动态、不确定复杂系统问题求解方面有很大优势^[16]。在文献[17]中,作者将遗传模拟退火算法应用于制冷系统,在对制冷系统进行模拟的基础上构造了性能函数,对冷凝温度、蒸发温度以及回热度进行了多参数优化,得到了使系统COP最大时的各参数的最佳值。与单独的使用遗传算法相比,收敛速度有很大提高。朱瑞琪等^[18]在制冷系统动态仿真的基础上,引入遗传算法对蒸发器过热度模糊控制的隶属度函数进行了优化,并给出了三角形隶属度函数的优化方案。利用MATLAB软件实现了仿真和优化过程,进行了优化模糊控制和比例积分(PI)控制品质的对比实验。结果表明,优化后的模糊控制使过热度的超调量减小,使阀的动作平稳。陈芝久,陈文勇等^[19]将遗传算法引入蒸发器过热度的模糊控制中,对确定优化目标、选择优化参数、遗传算法的编码、产生初始样本群、求适应值、繁衍、交叉、变异、选择运算、获得优化参数等问题进行了研究;对比了遗传算法优化的模糊控制与PI控制的效果。遗传算法引入模糊控制,解决了蒸发器过热度控制中,只能依赖人的经验调整隶属度函数的难题,从而简化了模糊控制设计的过程。模糊控制与PI控制相比,过热度调节过程稍慢,但比较平稳,过热度控制精度较高。

由于神经网络有自学习功能,国内外学者把神经网络引进了制冷机的优化控制当中。如,文献[20]论述了基于人工神经网络原理的算法计算冷柜制冷机中电子膨胀阀的开度,以此调节室内空气温度。文献[21]中作者针对制冷机模型建立了一个模糊控制器,给出了一组较优量化因子,在此基础上建立和训练了一个模糊神经网络控制器,并在MATLAB仿真环境下对制冷机模糊控制进行了仿真优化。结果表明,采用合理的样本数据可以优化模糊神经网络制冷控制系统。文献[22]介绍了应用于工程研究中

的最广泛的多层前向 (MPL) 神经网络及径向函数 (RBF) 神经网络的结构及学习训练算法, 结合实例详述了将人工神经网络技术应用于制冷机研究的各种途径, 分析了神经网络应用的难点及解决办法。文献[23]针对制冷机膨胀阀控制回路具有滞后, 非线性的特点, 提出了将基于 RBF 神经网络的预测控制用于蒸发器过热度的控制, 仿真与应用均表明了改控制方法具有良好的动态响应和较强的鲁棒性, 能对蒸发器出口的过热度进行有效的控制。由于神经网络技术本身的发展完善及新的应用途径在制冷机研究中得到进一步应用, 所以结合传统模型应用神经网络与控制方法结合实现制冷机的智能控制是目前制冷领域中应用神经网络技术的主流^[24,25]。

也有许多研究者针对中央空调整个系统的性能优化也作了一些探讨。Zaheer-Uddin 和 Patel^[26] (1993) 以及 MacArthur 和 Woessner^[27] (1993) 通过对基于系统方法的研究, 说明了与传统控制方法相比, 优化控制方法可以改善系统的响应和降低系统的能耗。House et al^[28]在基于系统的优化控制及运行方面作了研究。他们对于建筑的多区域优化问题提出了一种系统方法, 既能降低能耗又不牺牲热舒适性。Zheng 和 Zaheer-Uddin^[29]研究了基于 HVAC 系统稳态模型的优化控制方法。这些模型间互相联系, 模拟了变风量 (VAV) 系统的响应。Austin^[30]针对整个系统的优化控制, 用实际系统做了实验并总结了一些综合性结论, 但其缺点是不能实现由此系统扩展到其它系统的准确性优化控制。Nassif et al^[31]详细研究了现有的 HVAC 系统的监控、HVAC 系统的建模和辨识以及优化算法的扩展。阐述了 HVAC 系统中一些控制器设定点的优化问题, 但此系统研究仅仅适合于空调内部区域。又用能同时满足能耗和热舒适性两方面的双目标优化问题, 又优化控制设定点, 包括供风温度, 供风管静压, 冷冻水供水温度, 室内通风最小值, 再热量和区域空气温度。采用多目标遗传算法对系统过程进行优化, 并探究了过程优化的扩展以及改进过程优化方法在多区域 HVAC 系统中的应用。Lu Lu et al^[32]介绍了关于建筑内部优化设定点控制的一种系统的方法, 分析了建筑内部的主要成分并分析了系统节能的潜力。选择简单正确的设备模型来实时的对系统优化控制, 在送风和冷冻水的传输上节能可通过智能神经网络模型——ANFIS 来计算受终端使用者冷负荷变化影响的变压力设定点。基于模型阐明了一个混合非线性约束优化问题, 设计了一种改进遗传算法, 寻求最优设定点使整个系统的能耗最小。目前, 越来越多的复杂控制算法已经应用到暖通空调系统中, 来达到

优化控制的目的。

1.3 本论文的主要工作内容

本论文的主要工作内容如下：

1 设计一个模拟暖通空调系统的实验平台，与工业控制计算机和采集板卡组成控制系统，这个平台包含实际暖通空调系统的所有环节，能为研究人员提供暖通空调实际运行中的数据，为各种控制策略提供具有滞后、非线性、时变等控制上难点的控制对象。满足各种控制方法在暖通空调系统中的实验研究的要求。

2 提出了在部分负荷下，以吸气压力为控制量控制压缩机工作频率的方法。分析了各种负荷下吸气压力和制冷机工作效率的关系，确定不同负荷下吸气压力的值。通过暖通空调系统制冷机运行时的数据，建立吸气压力的 BP 神经网络模型用以计算不同负荷下的最佳吸气压力的值，从而得到制冷机在该负荷下的最佳工况。

3 提出了一种制冷机的优化控制方法，使制冷机在任意负荷下，都能以最佳工况状态下工作，使制冷机的运行效率最高。对整个暖通空调系统的优化控制提供指导意义。

第二章 制冷系统的工作原理与数学模型

近年来，人们对生活和工作环境要求的不断提高，越来越多的大型制冷系统已经用于大型超市、地铁站、医院、宾馆等公共场所，同时也带来了巨大能源消耗的问题。为了能更好的设计制冷系统并且对其进行优化控制，本章将对制冷系统的工作原理以及其中最主要部分—制冷机及其数学模型进行详细研究。

2.1 制冷系统的工作原理

下面将以暖通空调系统（如图）为例，介绍系统的工作原理。

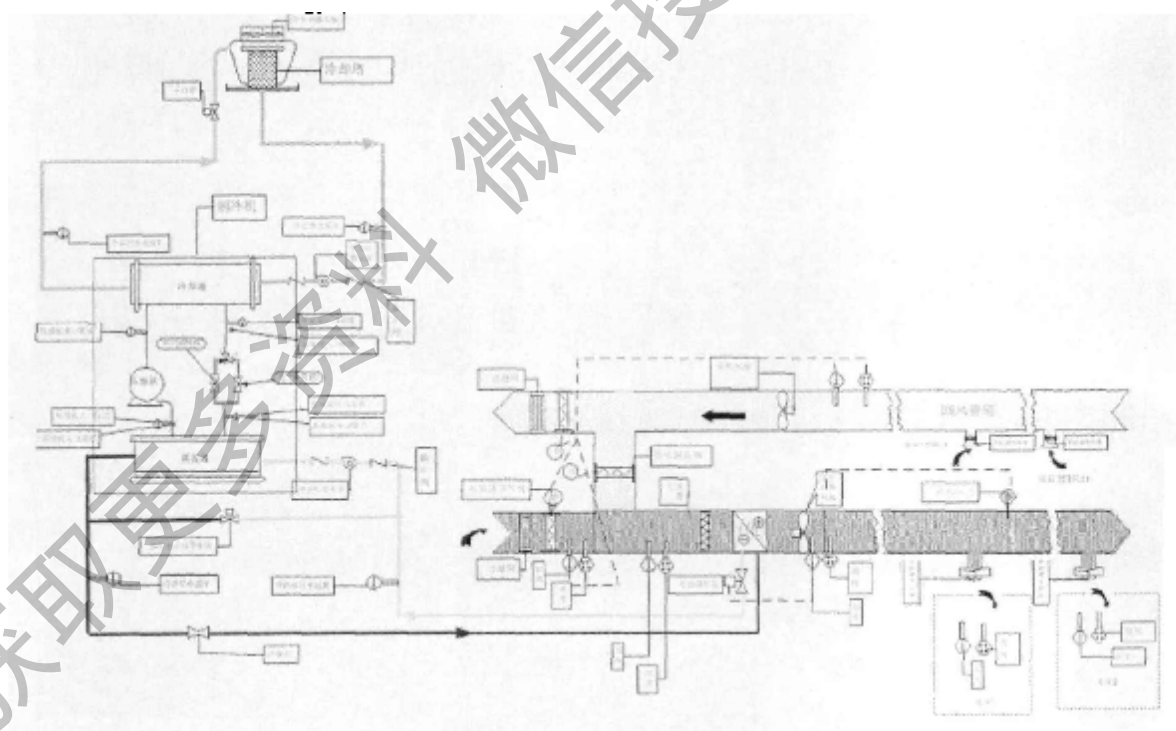


图 2.1 HVAC 原理图

Fig. 2.1 Principle Picture of HVAC

暖通空调系统中包括有四个循环过程：制冷剂循环、冷却水循环、冷冻水循环，和室内空气循环。

1 制冷剂循环过程：由压缩机、冷凝器、节流部件、蒸发器四部分组成，用管道将它们连接成一个密封的系统。在蒸发器内处于低温低压的制冷剂液体与被冷却对象发生热交换，吸收被冷却对象的热量并汽化。产生的低压蒸汽被压缩机吸入，经压缩后以高温高压排除。压缩机排出的高温高压气态制冷剂进入冷凝器，被常温的冷却水冷却，凝结成高压液体。高压液体经节流装置时变为低压低温的气、液两相状态进入蒸发器，其中的液态制冷剂在蒸发器中蒸发制冷，产生的低压气体再次被压缩机吸入，冷量被冷冻水带走。如此周而复始，不断循环。蒸汽压缩式制冷机中，用压缩机抽出低压气并将其提高压力后排出。气体压缩过程要消耗能量，由输入压缩机的机械能或电能提供。

主要器件介绍：

压缩机：被称为蒸汽压缩式制冷系统的“心脏”，通常衡量压缩机的标准为：整机性能、可靠性、寿命、噪声。下面是常用的几种压缩机的类型。

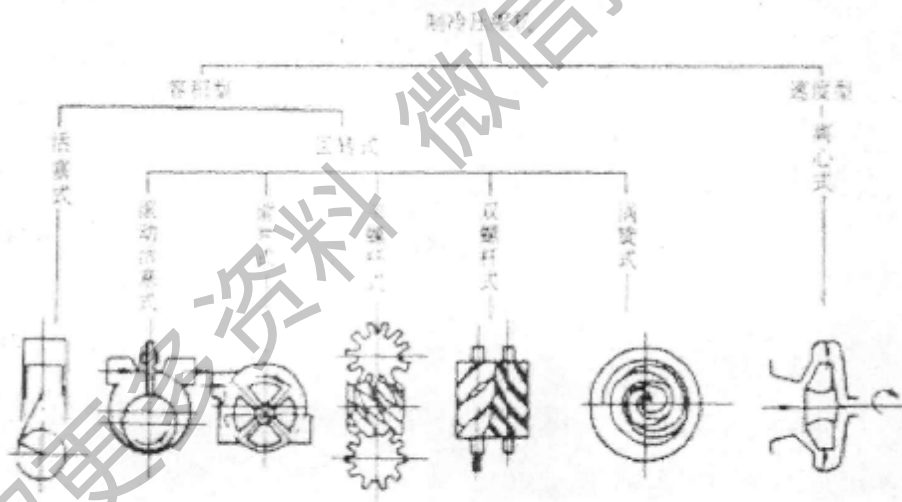


图 2.2 压缩机的种类

Fig. 2.2 Some Categories of Compressor

热交换设备：制冷系统的热交换设备主要是冷凝器和蒸发器，它们是制冷剂与外部热源介质之间发生热交换的设备。

冷凝器：冷凝器的作用是将制冷剂从低温热源吸收的热量及压缩后增加的热量排放到高温热源。冷凝器按冷却方式可分为：空气冷却式、水冷式、蒸发冷却式。

蒸发器：作用是制冷机中的冷量输出设备。制冷剂在蒸发器中蒸发，吸收低温热源介质（水或空气）的热量，达到制冷的目的。蒸发器可分为冷却空气的蒸发器和冷却液体（比如水等）的蒸发器。

节流部件：节流装置是实现制冷循环所必须的四个基本的系统组成部件之一，位于蒸发器和冷凝器之间。作用是对制冷剂的流动起节流作用，并使来自于冷凝器的制冷剂压力降低，控制进入蒸发器的制冷剂的流量。

常见的节流装置：

a 毛细管：主要应用与，家用空调，冰箱等，优点是简单，便宜，便于生产。

b 手动膨胀阀：通常与其他控制元件配合使用，或者在自动膨胀阀出现故障是用作旁路备用阀。

c 热力膨胀阀：广泛应用于干式蒸发器的供液量调节。以蒸发器出口处制冷剂的过热度为控制参数。蒸发器出口制冷剂的过热度低于静态过热度时阀处于关闭状态。过热度高于静态过热度时阀才打开。并按二者之偏差成比例地改变阀开度，即成比例地调节送入蒸发器的制冷剂质流量。

d 电子膨胀阀：目前，国际上流行的电子膨胀阀按阀的结构主要有三类：热动式、电磁式和电动式。

2 冷却水循环

冷却水循环中包括冷凝器、冷却水泵、冷却塔、冷却塔风扇等器件。冷却水经过冷凝器与制冷剂进行热交换。制冷剂进入冷凝器前是处于高温高压状态的气体，经冷却水冷却进入进入节流部件。温度升高的冷却水则在水泵的作用下留向冷却塔，经冷却塔冷却后又流向冷凝器，往复循环。

3 冷冻水循环

冷冻水循环中主要包括蒸发器、空气处理单元、冷冻水泵等器件。制冷剂在蒸发器中是气液两相状态，液态制冷剂蒸发吸收冷冻水的热量使冷冻水温度降低。冷冻水在蒸发器中与制冷剂进行热交换后，进入空气处理单元，在空气处理单元中和里面的空气进行热交换，将空气冷却后的冷冻水温度升高，升高温度的冷冻水留回蒸发器再次被制冷剂降温，如此往复循环。

4 室内空气循环

室内空气循环包括空调房间，换热器，风阀，风扇，风管等设备。换热器是空气处理单元中的重要部分，混风和冷冻水的热交换过程是在换热器中进行的。通过风阀取室外新风和室内部分回风混合，将混风送入空气处理单元，经过滤网去除杂质后送入热交换段及加湿段，混风吸收冷冻水的冷量，使冷冻水的温度升高，处理后的空气符合温、湿度要求，将其通过风机进入送风管，从而送到空调房间，使空调房间的温、湿度达到要求。

从暖通空调系统的原理分析中我们可以看到，在暖通空调系统中，制冷机是制取和输出冷量的部分，同时也是系统中最重要是能源消耗最大的部分，对制冷机进行优化控制是节约暖通空调系统能耗的重要途径。但在制冷机的工作原理分析中可以看出，反应制冷机工作状态的参数多，这些参数之间具有时变，非线性，滞后并且制冷剂具有气液两相变化等众多控制难点。因此，对于制冷机进行优化控制要充分考虑这些因素，选择控制策略时要尽量消除这些不利因素的影响。

2.2 制冷系统的机理模型

对一个系统进行优化控制研究，通常的做法是建立系统的数学模型，然后对其进行适当的假设和简化得到比较准确和适合仿真的模型。

制冷系统的建模，重点是换热器模型的建立。由于蒸发器流动传热方程在数学上非常复杂，是一组复杂的非线性偏微分方程，不适合控制上的应用，所以，通常对蒸发器做如下假设，使模型简单化^[33]。

- (1) 换热器为一细长薄壁水平管
- (2) 制冷剂在管路中做轴向一维流动
- (3) 只考虑径向热交换，不考虑轴向热交换。
- (4) 忽略不凝性气体，制冷剂油膜，空气侧灰尘以及凝结水膜对传热的影响。

简化之后，可以描述如下。

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u)}{\partial z} = 0 \quad (2.1)$$

$$\frac{\partial \rho u}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u^2 + p)}{\partial z} = -\frac{4}{D_1} \mu \frac{1}{2} \rho u^2 \quad (2.2)$$

$$\frac{\partial(\rho h - p)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u h)}{\partial z} = \frac{4}{D_i} \alpha_i (T_w - T_f) \quad (2.3)$$

其中 u 为制冷剂沿管长方向的流速;

P 为管内制冷剂的压力;

D_i 为管内径;

h 为制冷剂的比焓;

t 为时间;

z 为管长度;

T_w 为管壁的温度;

T_f 为制冷剂的温度;

μ 为制冷剂的动力粘性系数;

α_i 为制冷剂与管内壁单位面积换热系数;

ρ 为制冷剂的密度;

制冷系统数学模型领域中的小型制冷系统领域, Xiangdong He 利用“移动边界法”建立的机理模型, 能够很好的反映制冷系统的控制特性。

$$\rho_{lg} h_{lg} A_e (1 - \gamma_e) \frac{dl_e}{dt} = -m_v (h_{lg} - h_{gv}) - \alpha_{ie} \pi D_{ie} l_e (T_{we} - T_{ce}) \quad (2.4)$$

$$A_e L_e \frac{d\rho_{lg}}{dP_e} \frac{dP_e}{dt} = m_v \frac{h_{gv} - h_{lg}}{h_{lg}} - m_{com} + \frac{\alpha_{ie} \pi D_{ie} l_e (T_{we} - T_{ce})}{h_{lg}} \quad (2.5)$$

$$(C_p \rho M)_{we} \frac{dT_{we}}{dt} = \alpha_{ie} \pi D_{ie} (T_{ce} - T_{we}) + \alpha_{oe} \pi D_{oe} (T_{ce} - T_{we}) \quad (2.6)$$

$$\rho_{lg} h_{lg} A_c (1 - \gamma_c) \frac{dl_c}{dt} = m_{com} (h_{lc} - h_{gc}) + \alpha_{ic} \pi D_{ic} l_c (T_{rc} - T_{wc}) \quad (2.7)$$

$$A_c L_c \frac{d\rho_{lg}}{dP_c} \frac{dP_c}{dt} = m_{com} \frac{\alpha_{ic} \pi D_{ic} l_c (T_{rc} - T_{wc})}{h_{lg}} \quad (2.8)$$

$$(C_p \rho M)_{wc} \frac{dT_{wc}}{dt} = \alpha_{ic} \pi D_{ic} (T_{rc} - T_{wc}) + \alpha_{oc} \pi D_{oc} (T_{ac} - T_{wc}) \quad (2.9)$$

这六个等式描述的是蒸发器和冷凝器中的三组平衡关系。但对于大型制冷系统, 还需要对两个水环节进行补充。另外模型中参数众多, 难以应用在工程实际当中。

与小型制冷系统不同, 在大型制冷系统中, 换热器外侧要使用水换热, 冷冻水在

与蒸发器换热后温度下降，达到制冷的目的。而冷却水在与冷凝器换热后，温度升高。这两个环节是热交换的实质环节，中间的制冷剂循环只是一个中间过程，达到把热量从冷冻水环节向冷凝水环节转移的目的。在这两套水循环中，水泵转速的快慢直接影响了换热。经过研究发现，水泵对换热器的影响，全部体现在换热器外侧换热系数上。

B.Slipcevic 根据 J.M.Chawla 所做的大量实验的基础上，总结出对流换热系数的表达式：

$$\alpha = \frac{\beta \dot{m}_w^{0.4}}{d_w^{0.4}} \quad (2.10)$$

其中 β 为物性因数， d_w 为水管直径， \dot{m}_w 为水流量，水泵转速与水流量之间可以用线性关系表示

$$\dot{m}_w = k\omega$$

其中 k 为水泵流量系数， ω 为水泵转速

所以外侧水循环可以如下表示：

$$\alpha = \frac{\beta K \omega^{0.4}}{d_w^{0.4}} \quad (2.11)$$

该模型描述的是水泵转速变化对换热系数的影响。

2.3 小结

本章介绍了大型制冷系统—暖通空调系统的工作原理和其中关键部分制冷机的组成，并对制冷机的各组成部分的技术现状做了介绍，并分析了制冷机的机理模型。通过原理分析可以知道，暖通空调系统的制冷机部分中参数多，具有滞后、非线性、时变等控制上的难点。因此，如何选择制冷机优化控制策略，使制冷机在不同负荷下都以最佳工作状态运行，是一个暖通空调系统中的难点。

第三章 人工神经网络的基本原理

由于制冷机工作过程存在着较强的非线性，建立其机理模型十分困难，人工神经网络的主要优点是能够自适应样本数据，当数据中有噪声、形变和非线性时，它也能正常的工作，能够较好的解决制冷机中的非线性问题。下面介绍人工神经网络的基本原理。

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是 80 年代之后迅速发展起来的一门新兴学科^[35]。它是在人类对其大脑神经系统认识理解的基础上产生和发展起来的，它是大脑神经系统的一种数学模型，是模仿生物神经网络的信息传递和反射功能来获得处理事物的“智能”的一种信息处理系统。

3.1 人工神经元模型

人脑大约由 10^{12} 个神经元组成，其中每个神经元又与其他的约 10^2 、 10^4 个神经元相连接，如此构成一个庞大而复杂的神经网络。

神经元是大脑处理信息的基本单元，它是以细胞体为主体，有许多向周围延伸的不规则树枝状纤维构成的神经细胞。神经元细胞是由细胞体、树突、轴突、突触几部分组成的。突触与其他神经元的树突相连，组成神经网络。当细胞体从树突接收到刺激信号后就做出判断，并经由轴突通过突触传递出去。这就是神经元细胞的基本工作原理。

人工神经元是人工神经网络的最小组成单位，它模拟神经元细胞的功能。人工神经元的主要参数是输入 x 、输出 y 、权值 w 、阈值 b 和激励函数 $f(x)$ 。左侧输入端的作用类似于神经细胞的树突，它感受、收集并导入外部信息；中间的权值、阈值和激励函数的作用类似神经元细胞体，完成对信息的加工处理，并形成输出；右侧输出端的作用类似于神经细胞的轴突，它将神经元的输出传导出去。神经元的数学算法为 $y = f(wx - b)$ 。

3.2 人工神经网络

像人类的大脑一样，人工神经网络是由许多神经元按一定的规则连接在一起构成

的。美国神经网络学家 Hecht Nielsen 曾为人工神经网络给出以下定义：人工神经网络是由多个非常简单的处理单元彼此按某种方式连接而成的计算机系统，该系统是靠其状态对外部输入信息的动态响应来处理信息的。可见人工神经网络的信息处理功能是靠计算机的强大处理能力来实现的，但它又不同于一般的计算机系统。它没有预先确定的、串行的运算操作，也没有确定的存储器。它由许多互连的简单处理单元组成，学习达到平衡后，由各个神经元的权值组成的整个网络的分布状态，就是所求的结果。网络学习的过程也就是各神经元权值的调整过程。神经网络的特性及能力主要取决于网络的拓扑结构及学习算法。人工神经网络连接的几种基本形式^[36,37]有：前向网络、带反馈的前向网络、层内互联前向网络和互连网络。网络的学习算法更是多种多样，总体来讲可分为有教师学习和无教师学习。

(1) 有教师学习

亦称有监督学习，它需组织一批正确的输入输出数据对。将输入数据加载到网络的输入端后，把网络的实际响应输出与正确的(期望的)输出相比较得到误差，然后根据误差的情况修改各连接权值，使网络朝着能够正确响应的方向不断变化下去，直到实际响应的输出与期望的输出之间的误差在允许范围内。这种学习算法通称为误差修正算法。许多前向网络都是采用这种算法，如 BP 网络、RBF 网络等。

(2) 无教师学习

亦称无监督学习，这种算法只有一批输入数据。

迭代自组织学习网络初始状态下，互联权均设置为一小正数，通过反复加载这批输入数据，使网络不断受到刺激，当与曾经经历的刺激相同的刺激到来时，相应的连接权以某一系数增大，重复加入的同种刺激使相应的连接权增大到接近 1 的某值。这一自组织的方法，使网络具有某种“记忆”能力以致形成“条件反射”，当曾经学习过的或相似的刺激加入后，输出端便按权矩阵产生相应的输出。Kohonen 的自组织映射(Self Organization Mapping, 简称 SOM)算法便是这类学习的代表。

神经网络根据结构的不同而产生不同类型的网络，每种网络结构都有其自身的优势和意义，有其最佳表现的应用场合^[38,39]。相同结构的神经网络根据网络学习算法的不同应用也不同。对于非线性建模问题来说，最合适的网络为多层前向网络。多层前向网络有很强的非线性逼近能力，使得其在函数逼近、模式识别、数据分类和预测等

领域有广泛的应用。常用的多层前向神经网络有 BP 神经网络和 RBF 神经网络。

3.3 误差反传(BP)神经网络

3.3.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层前向神经网络,它采用了反向传播(Back Propagation)的学习理论,因此而得名。BP 神经网络通过计算样本实际输出与网络输出之间的误差,并根据此误差反向地从输入层到隐含层,再到输出层,逐层的调节各层神经元之间的权值和阈值,从而减小误差准则函数,最终使网络输出逼近样本实际输出,达到训练神经网络的目的。

1974 年, Werbos 最早提出了 BP 神经网络。Rumelhart 和 McClelland 于 1985 年发展了反向传播神经网络学习算法,实现了 Minsky 的多层网络设想。BP 神经网络成功的解决了异或问题(XOR)的非线性空间划分,重塑了人们对神经网络发展前景的信心,使神经网络的研究步入一个新的阶段。理论上证明,三层 BP 神经网络可以以任意精度逼近任意复杂的连续函数。目前, BP 神经网络已成为人工神经网络的重要模型之一,在很多领域得到了应用,如非线性系统辨识、控制及系统故障诊断、模式识别等。

3.3.2 BP 神经网络拓扑结构

BP 神经网络是一种多层前向网络,由输入层、隐含层(又称为中间层)和输出层组成。隐含层可以是一层也可以是多层。目前应用最广泛的是三层神经网络,即输入层、一层隐含层和输出层组成的 BP 神经网络。

对于多层前向网络来说,隐含层的层数、每个隐含层所包含的神经元数是根据具体问题来确定的,并不是层数越多神经元越多,网络越复杂就越好。在通常情况下,隐含层和每个层的节点数越多,网络逼近复杂函数的能力就越强,但是同时网络的相关系数(包括权值、阈值等参数)的个数也将成倍的增加,导致计算量急剧增大。所以,复杂网络的逼近能力的增强同时伴随着网络训练速度下降,收敛速度减慢。对于有些问题,隐含层过多,隐含层节点数过多,相当于人为增大了所逼近问题的阶数,从而导致模型不精确;相反,如果选择过于简单的模型,会使神经网络的参数不足以体现出输入、输出向量间的对应关系,也会导致网络误差过大,表现为训练不收敛或网络

泛化能力(Generalization Ability)差。因而,选择何种复杂程度的 BP 神经网络应根据所需解决的具体问题而定,既保证网络有足够的复杂度又使网络训练和学习不至于过于繁琐。

(1) 输入层

输入层的作用是将输入向量导入神经网络。输入层神经元节点的数目通常等于输入向量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 的空间维数 n 。这些节点平行排列,每个节点对应于输入向量中的一个元素。在输入层内,各节点之间通常互相独立、不存在联系。但每个节点都与下一层(隐含层)的各个节点相联系。如输入层第 i 个神经元节点与隐含层第 j 个神经元节点之间的权值为 w_{ij} 。

(2) 隐含层

BP 神经网络隐含层的作用是对输入向量各分量线性求和再进行非线性映射,为输出层提供输入。隐含层内各神经元节点之间一般不存在联系,而每个节点都分别与输入层各节点和输出层各节点发生联系。因而隐含层联系整个网络,在 BP 神经网络中起重要作用。

隐含层的每个神经元的输出为:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right) \quad (3.1)$$

如果设 $w_0 = -\theta, x_0 = 1$, 则上式可以写成

$$y = f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_i\right) \quad (3.2)$$

$f(\bullet)$ 称为该神经元节点的激励函数,它对函数的输出进行非线性映射,得到本神经元节点的输出, BP 神经网络节点常用的激励函数 $f(\bullet)$ 为以下几种:

1) 非对称型 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}, \beta > 0 \quad (3.3)$$

2) 对称型 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{1 - e^{-\beta x}}{1 + e^{-\beta x}}, \beta > 0 \quad (3.4)$$

3) 对称型分段函数

$$f(x) = \begin{cases} +1 & x > 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

隐含层对输入向量加权后进行非线性映射, 结果送往输出层。这个过程在 BP 神经网络以致绝大多数多层前向网络中都是起决定作用的。正因为有了非线性映射过程, BP 网络才能够实现对非线性函数的逼近。

(3) 输出层

输出层作用是以隐含层输出为输入, 经过线性迭加和非线性激励函数的作用, 形成 BP 神经网络的输出向量。输出层同样由一些神经元节点并列构成。同一层内的神经元节点之间不存在联系。而每个神经元节点都与隐含层节点存在联系(权值)。输出层神经元节点的个数等于输出向量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ 的维数 m 。输出层的传递函数可以是线性的也可以是非线性的。在通常的情况下, 使用线性传递函数就可以得到不错的效果

3.3.3 BP 神经网络算法

BP 神经网络的名称来自于 BP 算法^[40]。BP 算法属于 δ 算法, 是一种监督式的学习算法。其主要思想是: 对于 q 组输入样本 X^1, X^2, \dots, X^q , 已知与其对应的输出样本为: y^1, y^2, \dots, y^q 。在网络学习的过程中使用网络的实际输出 A^1, A^2, \dots, A^q 与目标 y^1, y^2, \dots, y^q 之间的误差来修改网络的权值, 使得网络输出 A^1, A^2, \dots, A^q 与期望输出 y^1, y^2, \dots, y^q 尽可能的接近, 即是使网络输出的误差平方和达到最小。这是几乎所有使用有教师训练算法的神经网络算法的共同的思想。BP 算法是在这个思想上加入了误差的反向传播思想。

BP 算法由两部分组成: 信息的正向传递和误差的反向传播。在正向传递过程中, 输入信息从输入层经隐含层逐层计算传到输出层。根据输出层的输出与期望输出作比较, 计算出输出层的误差变化值, 然后透过反向传播算法将误差信号沿原来的连接通

路反传回隐含层，在根据这个误差修改各层权值直到达到期望目标。

设输入为 $X = [x_1, x_2, \Lambda, x_n]^T$ ， n 维向量；隐含层输出为 $A1 = [a1_1, a1_2, \Lambda, a1_{s1}]^T$ ，网络输出为 $A2 = [a2_1, a2_2, \Lambda, a2_{s2}]^T$ ， m 维向量；网络期望输出为 $Y = [y_1, y_2, \Lambda, y_m]^T$ 。设隐含层有 $s1$ 个神经元，激活函数为 $F1$ ；输出层有 $s2$ ($s2 = m$) 个神经元，激活函数为 $F2$ 。输入层到隐含层的权值为 $W1$ ，阈值为 $B1$ ；隐含层到输出层的权值为 $W2$ ，阈值为 $B2$ 。

(1) 信息的正向传递

1) 隐含层中第 j 个神经元的输出为：

$$a1_j = f1\left(\sum_{i=1}^n w1_{ji}x_i - b1_j\right), j = 1, 2, \Lambda, s1 \quad (3.6)$$

2) 输出层第 k 个神经元的输出为：

$$a2_k = f2\left(\sum_{j=1}^{s1} w2_{kj}a1_j - b2_k\right), k = 1, 2, \Lambda, s2 \quad (3.7)$$

3) 定义误差函数为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{s2} (y_k - a2_k)^2, k = 1, 2, \Lambda, s2 \quad (3.8)$$

(2) 误差反向传播求权值变化

1) 隐含层到输出层的权值和阈值变化

对于隐含层第 j 个神经元到输出层第 k 个神经元的权值有：

$$\begin{aligned} \Delta w2_{kj} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w2_{kj}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a2_k} \frac{\partial a2_k}{\partial w2_{kj}} \\ &= \eta (y_k - a2_k) f'2(a2_k) a1_j = \eta \delta_k a1_j \end{aligned} \quad (3.9)$$

其中： η 为学习速率

$$\delta_k = (y_k - a2_k) f'2(a2_k) \quad (3.10)$$

$$e_k = y_k - a2_k \quad (3.11)$$

同理可得:

$$\begin{aligned}\Delta b_{2_{kj}} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{2_{kj}}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2_k}} \frac{\partial a_{2_k}}{\partial b_{2_{kj}}} \\ &= \eta (y_k - a_{2_k}) f' z_k = \eta \delta_{k'}\end{aligned}\quad (3.12)$$

2) 输入层到隐含层的权值和阈值的变化

对于从第 i 个输入到第 j 个隐含层节点的权值, 有:

$$\begin{aligned}\Delta w_{1_{ij}} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{1_{ij}}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2_k}} \frac{\partial a_{2_k}}{\partial a_{1_j}} \frac{\partial a_{1_j}}{\partial w_{1_{ij}}} \\ &= \eta \sum_{k=1}^{v_2} (y_k - a_{2_k}) f' z_k w_{2_{kj}} f' x_i = \eta \delta_{j'} x_i\end{aligned}\quad (3.13)$$

$$\text{其中: } \delta_{j'} = e_j f' \quad (3.14)$$

$$e_j = \sum_{k=1}^{v_2} \delta_{k'} w_{2_{kj}} \quad (3.15)$$

$$\text{同理可得: } \Delta b_{1_j} = \eta \delta_{j'} \quad (3.16)$$

按照以上算法经过多次循环运算, 不断修正所有的权值和阈值, 最后当误差函数到要求或者稳定在某一范围内时, 说明网络训练已经完成了。

3.3.4 BP 神经网络算法的改进

(1) 限制与不足

虽然反向传播算法的到广泛的应用, 但是 BP 神经网络算法本身也存在着限制与不足, 其主要表现有以下几点。

1) 需要较长的训练时间

对于一些复杂问题, BP 算法可能要进行几小时甚至更长的时间进行训练。这主要是学习速率不合适造成的。学习速率太小, 会使每步训练修正的网络程度过小, 网络学习过程被拖的过长; 学习速率过大, 会使网络过渡修正, 造成震荡。这两种情况可以采用变化的学习速率或自适应的学习速率来加以改进。

2) 完全不能训练

这主要表现在网络出现麻痹现象上。在网络训练过程中, 当其权值调的过大, 可

能使得大部分神经元的加权总和偏大,可能落在传递函数的饱和区,从而导致传递函数的导数非常小,使得对网络权值得调节过程几乎停顿下来。通常的解决办法,一是选取较小的初始权值,二是采用较小的学习速率,但这又增加了训练时间。

3) 局部极小值

BP 神经网络算法可以使网络权值收敛到一个解,但不能保证所求为误差超平面的全局最小解。这是因为 BP 算法采用的是梯度下降法,从算法本身来讲是无法避免的。要解决这个问题就要改进算法。

(2) 改进算法

BP 神经网络因为自身的不足,在一定程度上限制了其应用范围,因而学者们一直在研究 BP 神经网络的改良算法^[41]。

1) 变步长法

在训练过程中,学习步长的选择直接影响网络的收敛速度^[42]。选择大的步长,收敛速度快,但也可能容易引起振荡而不收敛;选择小步长,可以避免振荡,但学习速度很慢。

采用变步长法,即根据实际状况随时改变步长的值。

当某一步迭代的权值增量大于某一限定值,即 $|\Delta w_{\mu}| > \epsilon$ 时,说明此处误差曲面陡峭,应选择小步长,从而避免振荡。

$$\eta(n+1) = \alpha \eta(n) \quad 0 < \alpha < 1 \quad (3.17)$$

当某一步迭代的权值增量 $|\Delta w_{\mu}| < \epsilon$ 时,说明误差曲面在此处较为平缓,可以增大步长,加速收敛。

$$\eta(n+1) = \beta \eta(n) \quad \beta > 1 \quad (3.18)$$

2) 附加动量法

附加动量法使用网络在修正权值时,不仅考虑误差在梯度上的作用,而且考虑在误差曲面上变化趋势的影响,其作用如同一个低通滤波器,它允许网络忽略网络上的微小变化。

该方法是在反向传播算法的基础上在每一个权值的变化上加上一项正比于前次权值变化量的值,并根据反向传播算法来产生新的权值变化。带有附加动量因子的权

值调节公式为：

$$\Delta w_{\mu}(n+1) = (1 - mc)\eta\delta_{j,x} + mc\Delta w_{\mu}(n) \quad (3.19)$$

$$\Delta b_{j}(n+1) = (1 - mc)\eta\delta_{j} + mc\Delta b_{j}(n) \quad (3.20)$$

其中 n 为训练次数， mc 为动量因子，一般取 0.95 左右。

除了以上几种常用的方法，还有许多 BP 网络本身进行改进的方法^[42,43]，例如改变传递函数和误差准则函数的算法。

3.4 小结

由于制冷机工作过程复杂，对其建立机理模型困难，人工神经网络能很好的适应非线性、时变的对象与环境。BP 神经网络是一种单向传播的多层前向网络，在模式识别、图像处理、系统辨识、优化计算和自适应控制等领域有着广泛的应用，是解决制冷机工作工程中非线性问题的有效方法。本文将采用 BP 神经网络来辨识制冷机的最佳吸气压力的模型。

第四章 制冷系统的设计

对制冷系统进行研究，通常的方法是先建立制冷系统的数学模型，然后通过计算机仿真来验证。但实际的制冷系统具有多变量，非线性，大滞后，时变等特点，所以建立准确的数学模型有相当大的难度。一般的方法是对实际条件做了许多假设，使系统在理想的工作状态下运行。但是实际中，这些假设是不成立的。为了使对制冷系统的研究更有实际意义，有必要得到真实的实验数据来建立制冷系统的数学模型，制冷系统的实验平台能满足提供真实实验数据的要求。本文根据暖通空调系统的工作原理，设计了暖通系统的实验平台，和以数据采集板卡和控制卡，工业控制计算机和实验平台中的各种传感器和执行器构成的控制系统。通过数据采集卡可以采集暖通空调系统实际运行时的温度，压力，流量等参数，通过数据输出卡控制执行器件。该控制系统能为研究人员提供了时变、非线性、多变量、大滞后等众多控制难点的对象，为控制策略的研究提供了实验平台。

4.1 暖通空调系统机械部分的设计

暖通空调是一个工作特性复杂的系统，其工作特性可分为四个循环过程：

制冷剂循环过程：制冷系统的冷量是在制冷剂循环过程制取出来的，其中包括压缩机，冷凝器，蒸发器，节流装置等重要器件。

冷却水循环过程：冷却水循环的作用是，当低温的冷却水流出冷凝器时，与高温高压的制冷剂发生热交换，对制冷剂起到一个冷却降温的作用，温度升高的冷却水流回冷却塔，经冷却塔喷淋，及冷却塔风扇吹动又形成低温的冷却水，返回冷凝器。

冷冻水循环过程：冷冻水循环的作用是，冷冻水在蒸发器内和制冷剂发生热交换，温度降低，被降低温度后的冷冻水流过空气处理单元与里面的空气进行热交换，交换后冷冻水温度升高重新流向蒸发器。

风循环过程：在空气处理单元中，被冷却的空气形成供风，被送入供风管道，每个房间都与送风管道相连，根据房间的需求调整房间的风阀驱动器来取得相应的冷

量。每个房间同时将一部分空气排到回风管道中形成回风，部分回风被排放到外界，部分回风重新被送到空气处理单元和外界进来的新风形成混风再次和低温冷冻水发生热交换形成供风。

根据暖通空调的工作原理。本文设计的暖通空调系统包含所有四个环节，能够为研究者提供每个环节中所需要的各种变量和暖通空调各个环节及整个系统的研究对象。下面介绍每个循环过程的设计及关键设备进行选型。

4.1.1 暖通空调系统的制冷剂循环的设计及设备选型

对于一个制冷系统而言，制冷机是制取冷量的部分，所占能耗的比重大约在整个系统的一半以上，是制冷系统中最为关键的部分。通过前面的介绍可知，制冷机主要由压缩机、冷凝器、节流部件、和蒸发器组成。

压缩机的作用是通过外界的能量作用下，把制冷剂压缩成高温，高压的气体。是制冷机各个部件中唯一消耗能源的部分。压缩机的性能将直接决定整个制冷机及制冷系统的制冷量的大小。实验平台的制冷量要求是1.5吨冷量以上。所以本实验采用的压缩机为北京比泽尔制冷设备有限公司生产的型号为ZHC-2.2的变频压缩机（如图4.1），其额定工作频率为50HZ，排气量为6.51立方米每小时，转速为1450转。经实验测得最大制冷量为1846瓦，满足实验平台要求。

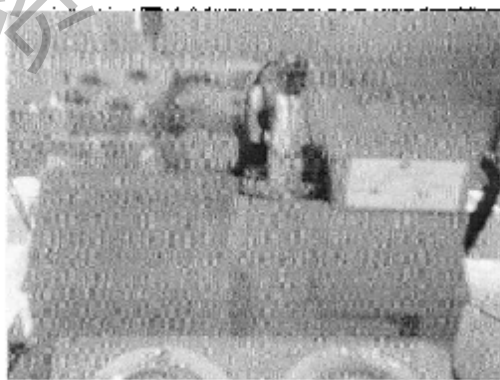


图 4.1 压缩机

Fig. 4.1 Compressor



图 4.2 换热器

Fig. 4.2 Heat-exchanged Instrument

冷凝器和蒸发器是制冷机中的热交换设备，在冷凝器中冷却水和制冷剂进行热交换，在蒸发器中冷冻水和制冷剂进行热交换。考虑制冷机的制冷量和冷冻水、冷却水的流量，实验平台中的蒸发器和冷凝器为 HAKERING 牌型号为 ZL-20-30 的制冷专用换热器（图 4.2），其最大工作压力为 4.5MPa，工作温度在 -180 到 +225 之间。

节流装置是制冷机中的一个很重要的部分，其作用是对制冷剂进行节流降压，控制制冷剂进入蒸发器的质量流量，工程上比较常用的是热力膨胀阀，随着人们对能源问题的重视，电子膨胀阀以其更准确的控制制冷剂流量、反应迅速等特点，已被许多学者广泛研究，如今许多小型制冷空调系统中已投入使用。实验平台为了满足多种情况的设计了两个回路，一个回路是制冷剂在冷凝器中出来后经热力膨胀阀节流后流向蒸发器，另一个回路是经冷凝器后走电子膨胀阀，两个回路可通过四通阀切换。

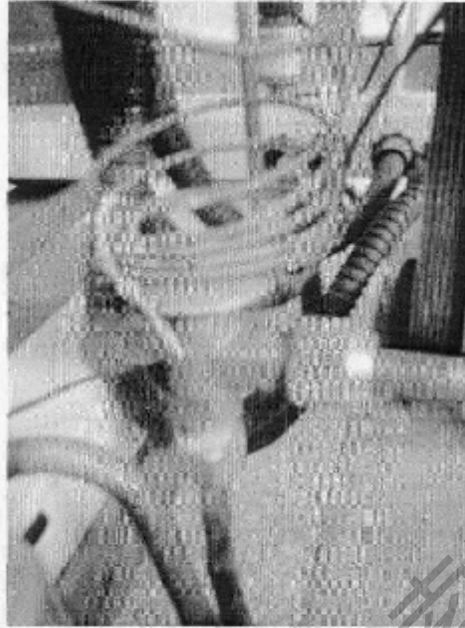


图 4.3 热力膨胀阀图

Fig. 4.3 Thermostatic Expansion Valve



图 4.4 压力传感器

Fig. 4.4 Pressure Transducer

在设计制冷机中，考虑到实验的需求，设立了 8 个温度检测点。包括四个制冷剂

温度传感器，四个水温度传感器，分别测量压缩机出口制冷剂温度、压缩机入口制冷剂温度、冷凝器出口制冷剂温度、蒸发器入口制冷剂温度、冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、冷却水供水温度和冷却水回水温度。同时还设立了4个压力检测点，检测量包括：压缩机吸气压力、压缩机排气压力、冷凝器出口制冷剂压力和蒸发器入口制冷剂压力。

4.1.2 暖通空调系统中水系统的设计及关键设备选型

暖通空调的水系统包括冷却水循环系统和冷冻水循环系统。在冷却水系统中，包括水泵、冷却塔流量传感器、冷却水调节阀等器件。冷冻水循环系统中包括冷冻水泵、冷冻水流量传感器和冷冻水调节阀等器件。

水泵采用型号为 2KC-25-100 的离心泵，额定功率为 9.15 千瓦。水泵的供电电机为上海凯翔机电设备厂生产的型号为 Y802-4 的三相异步电动机，能起到很好的对实验平台水泵的供电作用。同时每个电机都于欧姆龙变频器连接，以达到对水流量的变频控制目的。

冷却塔中的风扇带有变频器，用来满足不同条件下的冷却作用。

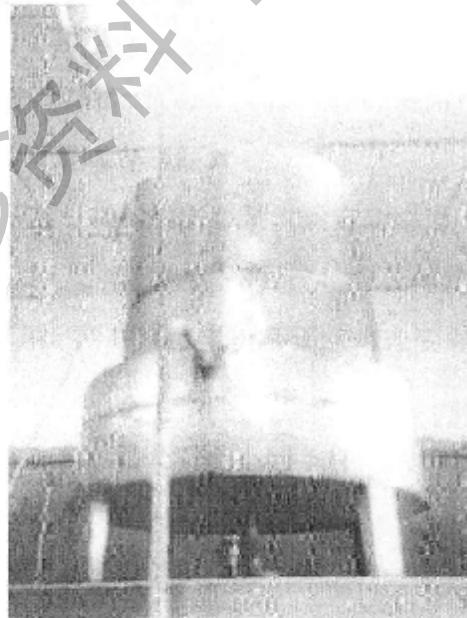


图 4.5 冷却塔

Fig. 4.5 Cooling Tower



图 4.6 电磁流量计

Fig. 4.6 Electromagnetic Flow Meters

流量传感器的作用是测量冷却水的流量。选用的是上海光华仪表有限公司的 LDG-S 型电磁流量传感器(图 4.6),该流量传感器采用整体焊接结构,密封性能好。采用低频矩形波励磁,抗干扰性能好,零点稳定。

在冷却水循环系统中的检测量为冷却水供水温度,冷却水回水温度。

在冷冻水循环系统中的检测量为冷冻水供水温度,冷冻水回水温度。

4.1.3 暖通空调中风系统的设计

暖通空调的风系统的工作过程是外部的新风进入和部分回风进入空气处理单元,形成混风,混风在空气处理单元与冷冻水进行热交换后进入送风管道,根据每个房间的需求,调节房间中的风阀执行器来控制进入房间中的风量。为了满足房间中的空气品质,将房间中一定的空气排出,进入回风管道形成回风,回风中一部分被排风口排出,另一部分进入空气处理单元。

为了控制风量在房间的入口,回风管道,送风管道,新风入口,AHU 出口处都放置了风阀驱动器(图 4.7),来调节风量。在送风管道还放置了压差传感器来保持送风管道的压力满足要求。



图 4.7 风阀

Fig. 4.7 Wind-valve



图 4.8 风压差传感器

Fig. 4.8 Wind-pressure Transducer

空调的目的就是要满足人们对环境的要求，所以房间的温度，湿度的测量不可缺

少。因此在暖通空调系统的实验平台中设计了六个温湿度传感器，分别测量模拟房间 1 的温度，模拟房间 2 的温度，环境的温湿度，供风的温湿度，混风的温湿度和回风的温湿度。



图 4.9 温湿度传感器

Fig. 4.9 Temperature and Humidity Transducer

综上所述，通过以上对暖通空调系统的实验平台各重要组成部件的介绍以及对实验平台的调试过程中可以看到，该实验平台能真实准确的模拟暖通空调系统实际中的工作特性，实验平台在设计中考虑了多方面的要求。在各个环节中，设计了很多传感器，有许多传感器是实际应用中不需要的，为了能更好的提供研究条件，实验平台中把这些传感器也加了进来，能为研究者提供更广阔的研究空间。

4.2 暖通空调系统控制回路的硬件设计

由于暖通空调系统中器件很多，所有的连线都在设计的端子柜中进行，端子柜中有许多接线端子排（如图 4.10）。暖通空调系统中的所有电器的线都按一定顺序接到端子排上，在端子排上进行连线。从端子排中引出的信号线和控制线通过四组 37 芯线与端子柜中的研华系列采集板卡的端子板短相连，再通过电缆与工业控制计算机中

的采集板卡相连，形成控制回路（如图 4.11）。

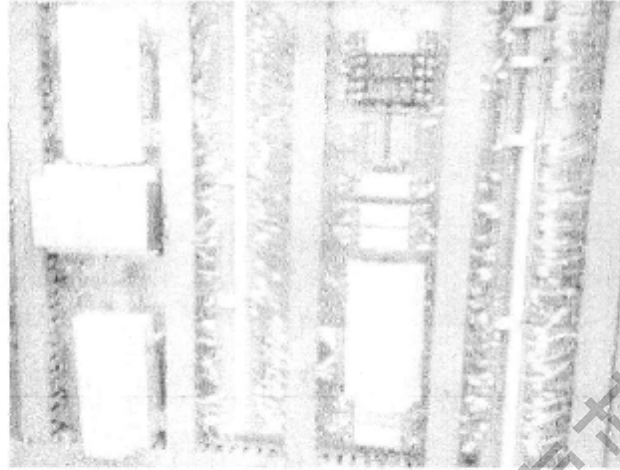


图 4.10 端子排

Fig. 4.10 Connection Row

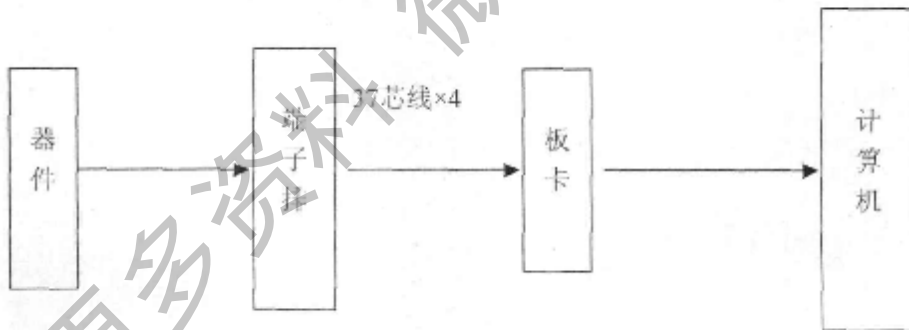


图 4.11 暖通空调控制部分硬件结构

Fig. 4.11 Hardware Connections of HVAC System Control Part

在暖通空调系统的实验平台中，检测器件有：压缩机入口冷媒温度传感器、压缩机出口冷媒温度传感器、蒸发器入口冷媒温度传感器、蒸发器出口冷媒温度传感器、冷冻水供水温度传感器、冷冻水回水温度传感器、冷却水供水温度传感器、冷却水回水温度传感器、膨胀阀出口压力传感器、压缩机吸气压力传感器、冷凝器出口压力传感器、压缩机排气压力传感器、冷冻水流量传感器、冷却水流量传感器、房间温湿度

传感器、送风温湿度传感器、混风温湿度传感器、回风温湿度传感器、外部温湿度传感器等。

在暖通空调系统的实验平台中，被控制的器件有：

1 调节各器件工作频率的变频器，包括：压缩机变频器、冷冻水泵变频器、空气处理单元风扇变频器、冷却水泵变频器、冷却塔风扇变频器。

2 调节水流量的水阀驱动器，包括：冷冻水调节阀和冷却水调节阀。

3 调节风流量的风阀驱动器，包括：新风风阀驱动器、混风风阀驱动器、供风风阀驱动器、回风风阀驱动器、模拟房间 1 风阀驱动器和模拟房间 2 风阀驱动器。

如此多的器件需要设计好连接顺序分类，使连线和查线时都快速，简洁。端子排设计分成 5 大类 D1、D2、D3、D4、D5。如：端子排 D1 连接的是制冷剂的温度传感器和水温度传感器。具体设计情况如下：

端子排D1冷媒温度和水温度

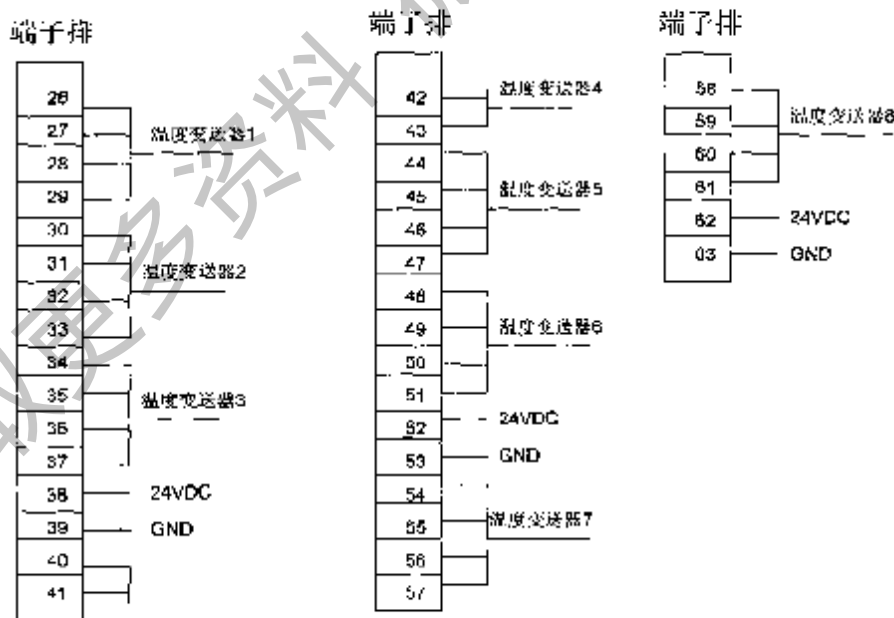


图 4.12 设备连接

Fig. 4.12 Equipment Connection

各种电器的连线在端子排上进行，例如：温湿度传感器和压力传感器的连接方法如下：

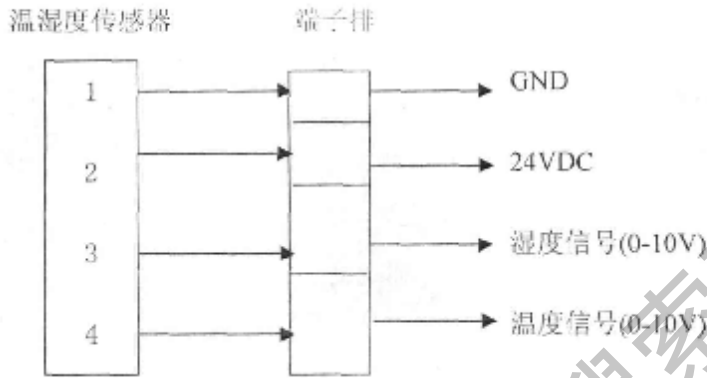


图 4.13 温湿度传感器的接法

Fig. 4.13 Temperature and Humidity Transducer Connection

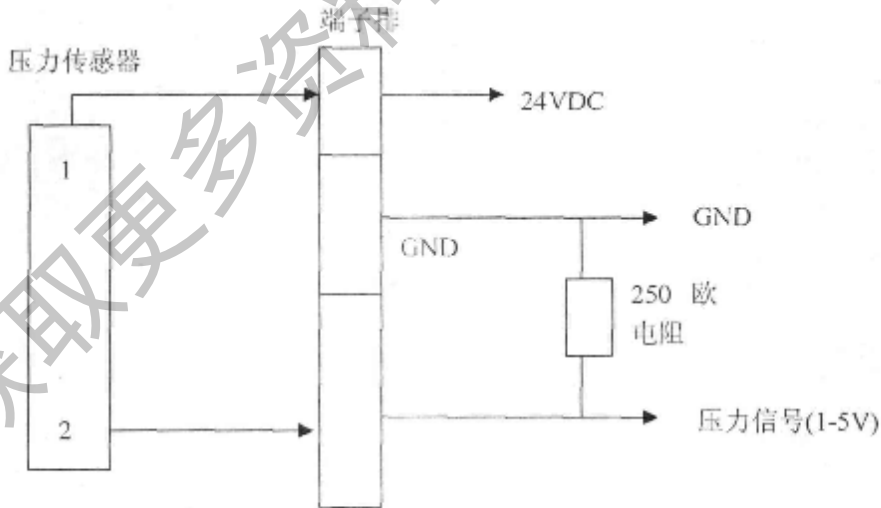


图 4.14 压力传感器的接法

Fig. 4.14 Pressure Transducer Connection

从端子柜中引出的信号线和控制线通过 4 组 37 芯线与端子板相连，端子板通过配套的电缆与工业控制计算机中的采集板卡和控制板卡相连。采集端子板和采集板卡是相互配套的。在本文设计的暖通空调系统实验平台中采用的是研华系列采集卡，包括：PCLD-8710 端子板和 PCI-1710 板卡；PCLD-881B 端子板和 PCL-1713 板卡；PCLD-885，PCLD-880 端子板和 PCL-727 板卡。

其中 PCI-1710 为 12 位 PCI 总线多功能数据采集卡。有 16 路单端模拟量输入，12 位 A/D 转换器，采样速率为 100KHz，还有 2 路 12 位模拟量输出，与其配套的端子板位 PCLD-8710，暖通空调系统实验平台的控制回路设计中，用它的 16 路 A/D 通道来采集制冷剂的温度、压力；冷冻水温度、流量；冷却水温度、流量。冷冻水泵和冷却水泵的工作电流的值，和用它的 D/A 通道对压缩机的工作频率进行控制。

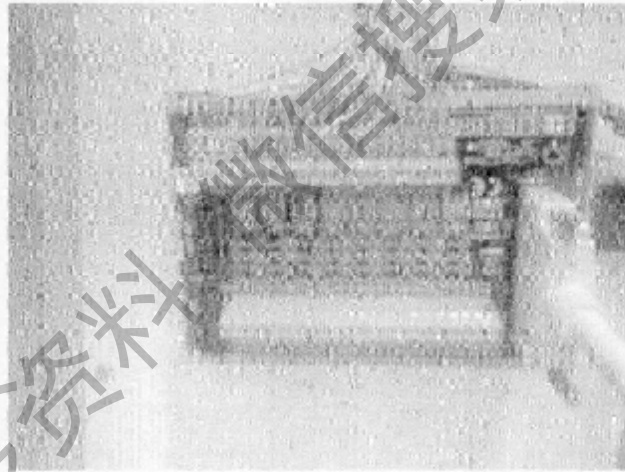


图 4.15 采集卡 PCLD-8710

Fig. 4.15 Collection Block PCLD-8710

PCI-1713 为 12 为 32 路隔离模拟量输入卡，它能采集 32 路单端模拟量的输入并进行 A/D 转换。A/D 采样的速率可达 100KS/s。与 PCI-1713 卡配套的端子板为 PCLD-881B，用来采集房间的焓湿度、回风焓湿度、外部焓湿度、混风焓湿度，回风风阀驱动器的开度、冷却塔风扇的工作电流、AHU 风扇的工作电流、压缩机的工作电流和送风管道的压力这 16 个变量。

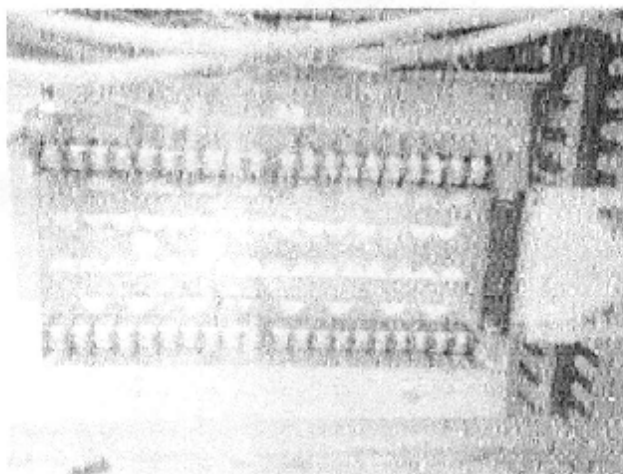


图 4.16 采集卡 PCLD-881B

Fig. 4.16 Collection Block PCLD-881B

PCL-727 是一款具有 6 路 12 位模拟量输出通道 16 位数字量输出的卡。与其配套的端子板为 PCLD-885 和 PCLD-880。通过 PCLD-885 进行数字量输出，用来控制各变频器的开关，通过 PCLD-880 进行模拟量输出，用来控制各变频器的工作频率以及各风阀驱动器的开度和水阀驱动器的开度。

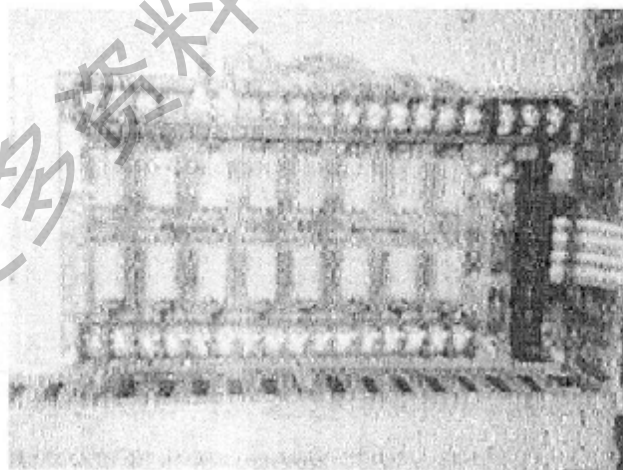


图 4.17 控制卡 PCLD-885

Fig. 4.17 Controlling Block PCLD-885

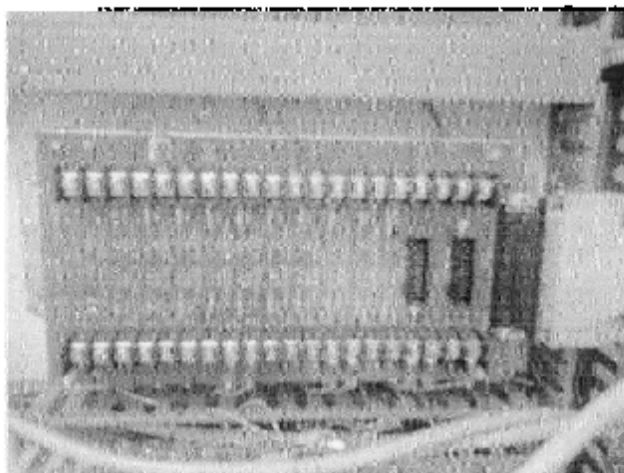


图 4.18 控制卡 PCLD-880

Fig. 4.18 Controlling Block PCLD-880

暖通空调系统实验平台控制回路部分中使用的计算机是研华系列工业控制计算机，采集板卡和控制板卡都至于其中。通过电缆与对应的端子板相连，通过在工业控制计算机上的 Matlab 软件实现空调系统，采集端子板和采集板卡，工业控制计算机连接，组成控制回路。



图 4.19 工业控制计算机

Fig. 4.19 Industry-controlling Computer

4.3 暖通空调系统控制回路软件环境的设置

Matlab 中的 Real-Time-Windows-target 工具箱使用 Matlab 的 Real-Time kernel 来保证应用在实时模式下,通过它可以用 I/O 驱动板连接的传感器和执行器来代替物理系统模型,Matlab 支持 Advantech (研华)、NI、AD 等公司的 ISA、PCI 等 BUS 的很多个 I/O 卡,因此可以利用它对信号进行实时采集、实时控制并且实现在线调试。所以我们可以利用 Real-Time-Windows-target 工具箱和数据采集板卡来完成暖通空调系统实时的采集和控制。

4.3.1 Real-Time-Windows-target 工具箱

Real-Time-Windows-target 工具箱: Real-Time-Windows-target (RTWT) 是对实时系统进行快速原型设计和测试的 PC 机解决方案。在这个环境中,可以用一个单独的计算机来完成“主机”和“目标机”的任务。

这里所谓的“主机”是指运行 Matlab/Simulink 的计算机,“目标机”则是实际运行 Simulink 所生成的可执行文件的计算机,它可以通过 RS232 接口或 TCP/IP 协议与主机相连,共同完成实时仿真的任务。目标程序不一定非得在目标计算机上运行,在一般的应用中有时还可以用同一台计算机完成主机和目标计算机的任务,但有些应用中,如构造 DOS 目标时,因为参数调整不便,使用同一台计算机很不方便。

Real-Time-Windows-target 一般用于控制系统的快速原型和硬件在回路仿真以及信号处理算法的研究,这里所谓的快速原型设计是指可以用 Simulink 设计出来的控制器直接去控制被控对象,通过硬件在回路仿真过程来观察控制效果。如果控制效果不理想,则可以在线调整控制器的结构或调试控制器参数,直接获得满意的控制效果。这样调试好的控制器可以认为是实际控制器的原型 (prototype),通过控制器的设计的方法会将这样的原型直接生成控制器,这样的控制器在开发和设计上往往能大大缩短控制器设计的过程,如果设计出来的控制器效果是理想的,还可以将其生成的 C 语言程序直接下装到控制用的计算机中,也可以生成嵌入式控制器所用的控制程序,脱离 Matlab/Simulink 环境直接用于实时控制,最终实现产品化。

Real-Time-Windows-target 可以在同一台计算机上实时运行 Simulink 模型,可以完全通过 Simulink 创建并控制一个实时可执行程序。应用 Real-Time Workshop 生成 C 代码,通过 C 编译器对其进行编译。PC 通过 I/O 接口板与实时硬件连接,这样就可

以开始一个硬件在回路的实时仿真了。

Real-Time-Windows-target 提供了支持各种 I/O 板的 I/O 驱动模块, 通过它们可以与传感器、驱动器和其他的装置相连接。这样就可以对实时系统进行实验、开发和测试了。

4.3.2 Real-Time-Windows-target 工具箱的特点

Real-Time-Windows-target 软件工具箱具有以下主要特点:

- (1) 在 Windows 环境下对模型进行实时运行;
- (2) 提供控制系统所需的快速的点到点的数据处理;
- (3) 对大多数模型, 采用速度超过 10kHz;
- (4) 可以与 100 多种 I/O 板进行实时的输入输出连接
- (5) 可以在 Simulink 环境下直接创立一个“PC 在回路”(PC-in-the-Loop) 的原型环境来实现对实时模型的控制。
- (6) 可以在实时模型运行过程中对参数进行调整。使用 Real-Time-Windows-target 参数调整是非常容易的。Simulink 的外部模式为 Real-Time-Windows-target 提供了一个通用的借口。使用与 PC 机共享的内存, Simulink 的外部模式允许 Simulink 方框图与实时模型通讯。通过改变方框图参数, 能够快速地对动态系统性能进行优化。在运行过程中, 新的参数值自动地传递给模型。
- (7) 信号数据以 MAT 文件的形式存储。模型正在运行过程中, 使用标准的 Simulink Scope 模块从实时模型获取信号并实况显示输出信号的状态, 运用 Simulink 外部模式的数据存档性能可以存储运行时的数据。Real-Time-Windows-target 也能获取一系列的数据脉冲并存储在文件中, 可以选择存储单个的数据脉冲或自动的一连续地文件存储在 Matlab 的 MAT 文件, 可以留待在 Matlab 环境下访问数据并依需要画出图形进行比较、分析。

4.3.3 Real-Time-Windows-target 工具箱需要的环境

Matlab6.0 以上版本 (Real-Time Windows Target, Simulink, Real-Time Workshop), C 编译器, 在暖通空调系统实验平台中, 我们采用 Matlab7.1(含 Real-Time Windows Target, Simulink, Real-Time Workshop 工具箱); Visual C++6.5 作为编译器。

1 Matlab7.1 程序设计语言, 利用强大的计算、信号处理和绘图功能, 能快速采集、

存储暖通空调系统实验平台的数据进行绘图、仿真，直接形象的监测系统的运行状态的变化过程。

2 Simulink: 使用方框图来进行实际系统和控制器的建模环境，是一个用来对动态系统进行仿真、鼠标驱动的交互式图形系统。

3 C 编译器: 在 Real-Time Workshop 使用 C 编译器将 C 代码编译成可执行代码。

4 Real-Time Workshop(RTW):由 Simulink 直接绘制出来的框图有时仿真速度较慢，所以可能要求加速仿真过程；另外，有时还需要使该程序能脱离 Matlab 环境独立执行，所以在某些场合需要将其转换成可执行文件，以加快运行速度，也可以在没安装 Matlab 的机器上对相应的系统进行仿真研究。RTW 可以由 Simulink 的框图生成优化的语言如 (C 代码)，产生的代码既可以提高仿真的速度，又可以生成半实物仿真和实时控制与快速原型设计所需的代码。RTW 建立起偏重软件的系统设计结构和偏重硬件的产品开发之间的联系。

4.3.4 Real-Time-Windows-Target 工具箱的操作步骤

在使用 Real-Time-Windows-Target 工具箱之前，首先要确定系统中已经安装了 Matlab6.0 以上版本 (Real-Time Windows Target, Simulink, Real-Time Workshop)。然后打开 Matlab，这时要对实时工具箱 Real-Time-Windows-target 进行环境设置，通过输入命令可以看到：

```
>> rewintgt -install
```

```
You are going to install the Real-Time Target kernel.
```

```
Do you want to proceed? [y] : y
```

```
You must reboot your machine to finish the installation.
```

```
Do you want to reboot now? [n] : y
```

安装后重新启动系统，这样旧可以使用 Real-Time-Windows-Target 工具箱了。另外，若想成功地运行 Real-Time-Windows-target 工具箱，则需要在机器上安装 Microsoft C++5.0 以上版本或 Watcom C 10.6 以上的版本的编译器。

下面以通过 Matlab 软件连接研华系列采集卡 PCI-1710 为例，介绍暖通空调系统实验平台的控制回路的软件设计。PCI-1710 是一种即插即用的数据采集板卡，通过 PCI 扩展槽与工业控制计算机相连。PCI 总线板具有即插即用的特性。在安装插卡

时，不需要任何跳线 DIP 拨码开关。实际上，所以与总线相关的配置，比如基地址、中断，均由即插即用功能完成。它本身包含最常用的测量和控制功能：12 位 A/D 转换、D/A 转换。

在安装研华公司板卡的配套驱动程序后，进入 Matlab，在工具栏上点击 Simulink 选项进入 Simulink 环境（如图 4.20）。

在 Simulink 环境下打开 Real-Time-Windows-Target 工具箱（如图 4.21）。

进入 Real-Time-Windows-Target 工具箱后选择所需要的板卡类型的模块，如选择模拟量输入的板卡选择 Analog Input 模块。这个工具箱支持 Advantech（研华）、NI、AD 等公司的 ISA、PCI 等 BUS 的很多个 I/O 卡。

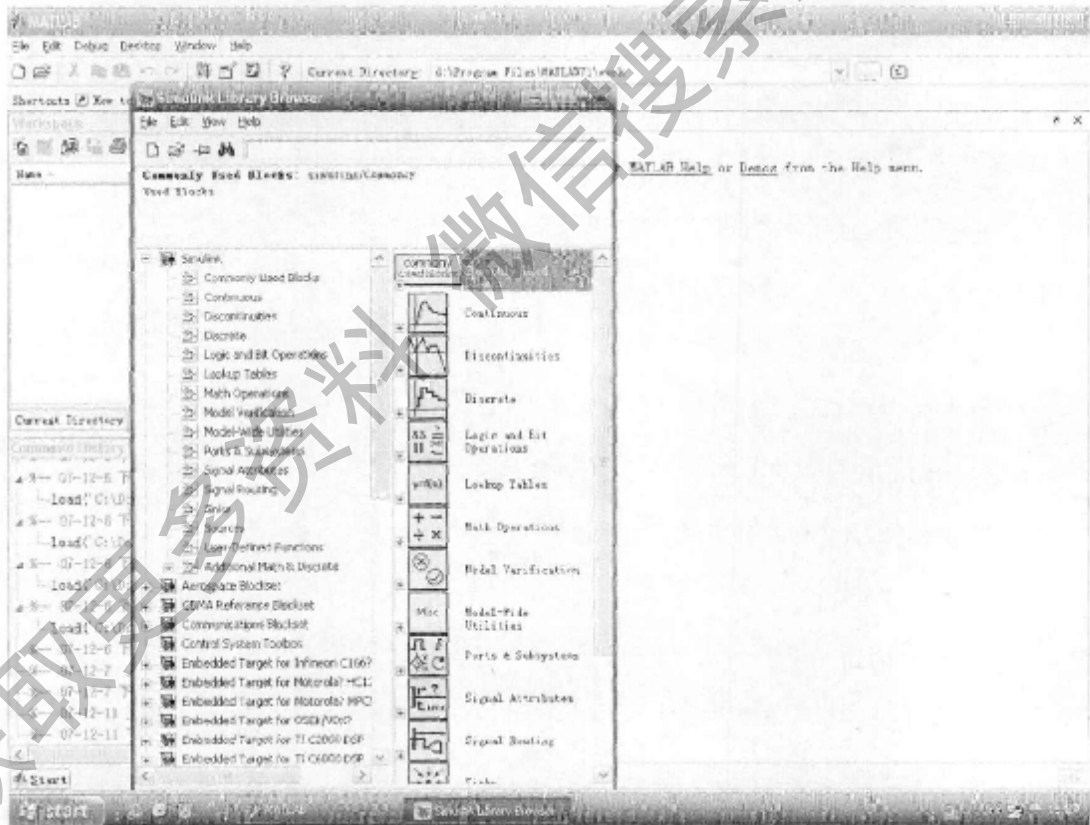


图 4.20 Simulink 环境

Fig. 4.20 Simulink Circumstance

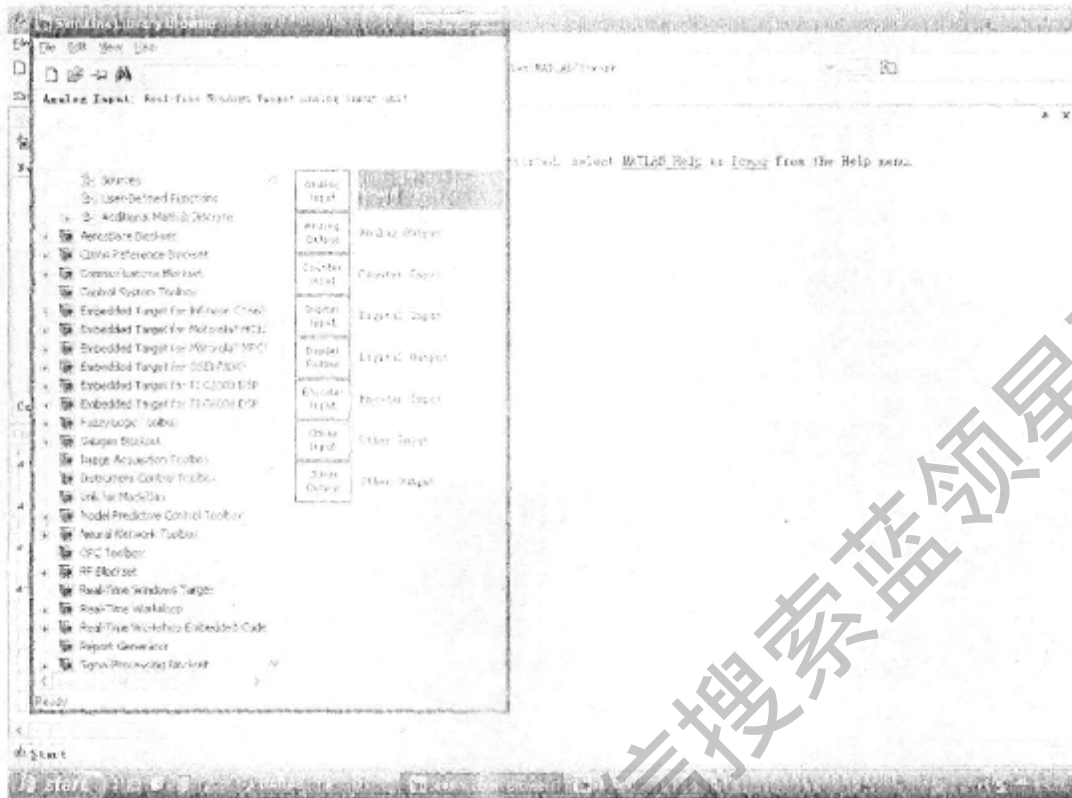


图 4.21 Real-Time-Windows-Target 工具箱

Fig. 4.21 Real-Time-Windows-Target Tool-box

本文研究的暖通空调系统实验平台使用的是 Advantech（研华）系列的板卡，如多功能采集卡 PCI-1710，设置过程是：把板卡模块拖入新建的模型窗口，双击板卡模块，可以弹出一个板卡参数设置的窗口。点击“Install new Board”选项，选择其中的 Advantech(1)中的 PCI-1710 进行安装。安装结束后点击“Board setup”选项，在弹出的对话框中选择“Test”如果安装正常（如图 4.22），接着设置板卡使用的通道和信号的类型及范围，具体设置情况由器件输出信号的类型范围和信号数量来确定。

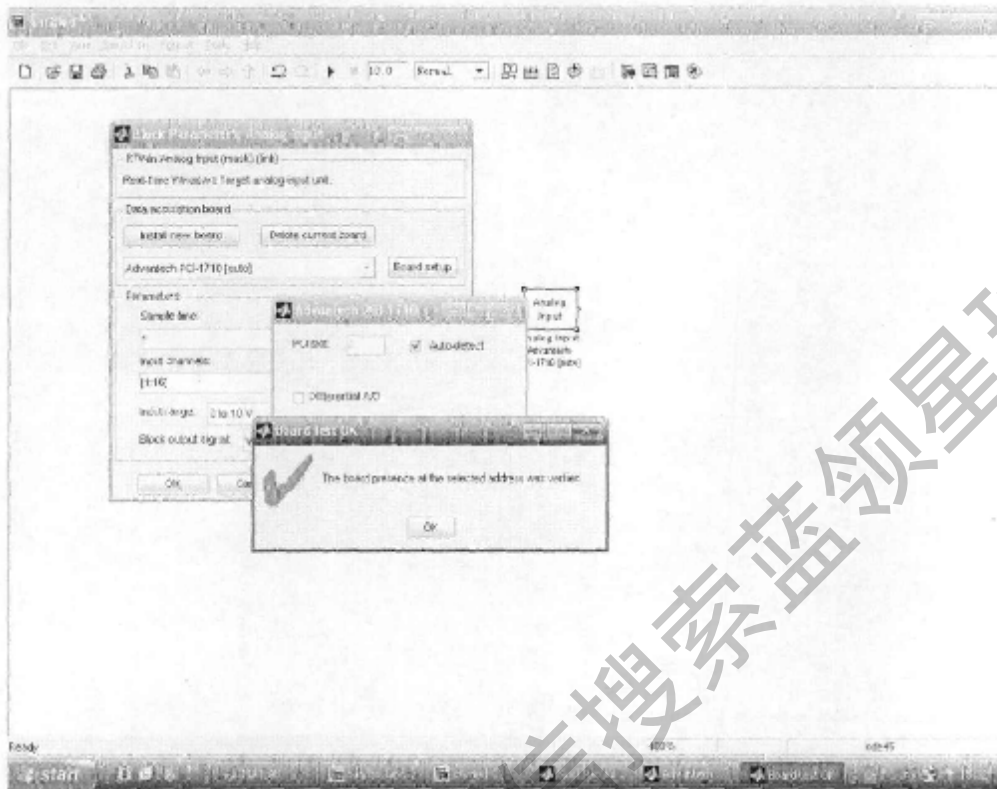


图 4.22 多功能板卡 PCI-1710 的安装与设置

Fig. 4.22 Multifunctional Card PCI-1710 Install and Setting

在所需要的板卡正确设置后，下一步要与暖通空调系统实验平台中的各个传感器和各执行器件连接成控制回路，这需要在 Simulink 下建立子程序图。

下面给出本人在实验中设计的子程序图（如图 4.23），用 PID 控制器来调整压缩机的工作频率，控制冷冻水供水的温度到设定值，同时采集的变量有冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、压缩机入口制冷剂的温度、冷凝器出制冷剂的温度，吸气压力和压缩机工作的输出电流。

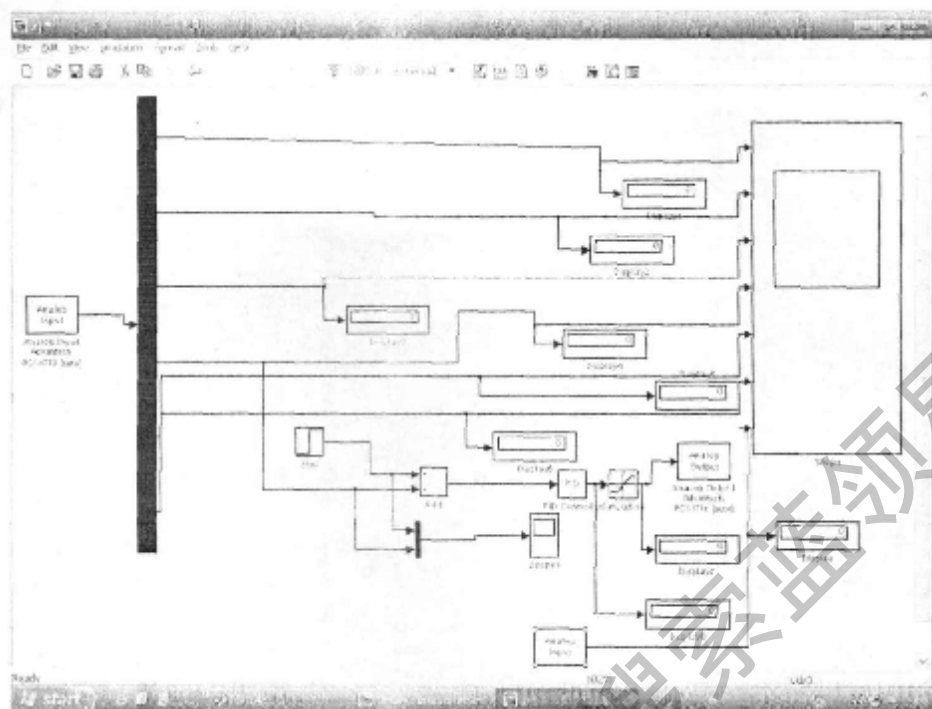


图 4.23 实时检测的 Simulink 程序图

Fig. 4.23 Real-time Collection Simulink Program Picture

建立系统的子程序图后，接着要对仿真的参数进行一些设置。在工具栏上进入“Simulation”选项，选择“Configuration Parameters”选项，在左侧的 Solver 下的对话框中，把“Solver options”中的 Type 选项设置为 Fixed-step（如图 4.24）。

然后将“Hardware Implement”选项中的“Device type”选项选为“32-bit Real-Time Windows Target”（如图 4.25）。

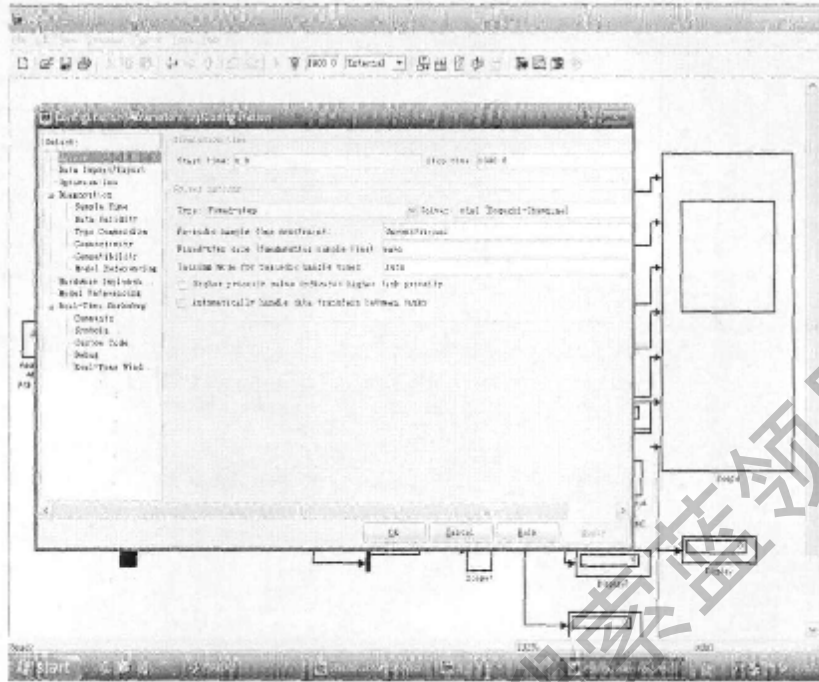


图 4.24 参数设置(a)

Fig. 4.24 Parameter Setting (a)

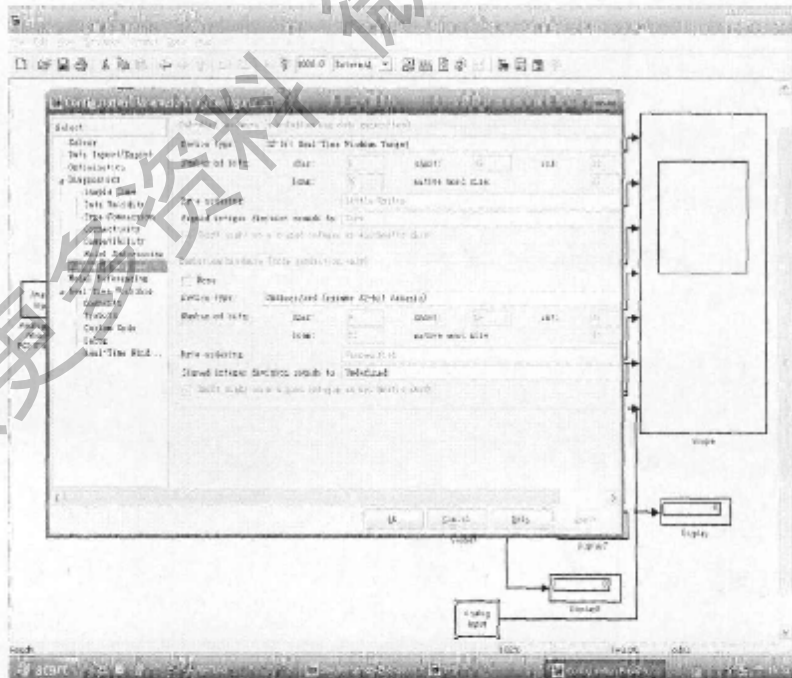


图 4.25 参数设置(b)

Fig. 4.25 Parameter Setting (b)

最后将“Real-Time Workshop”中“System target file”选项设为 rtwin.tlc (如图 4.26)。

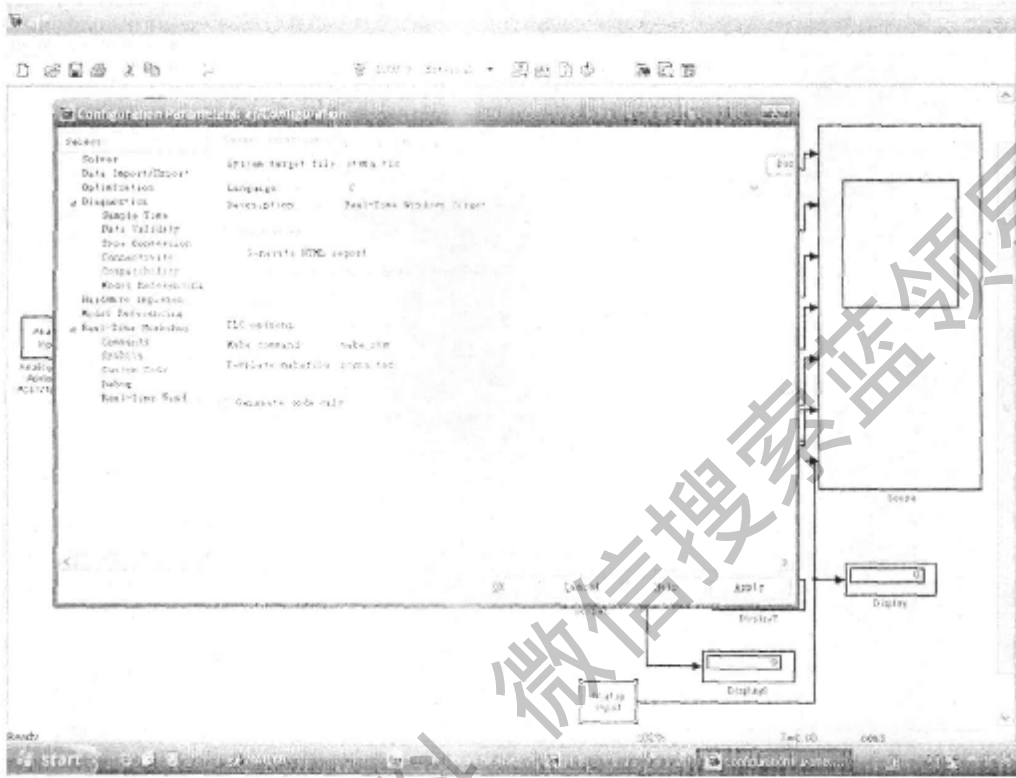


图 4.26 参数设置(c)

Fig. 4.26 Parameter Setting (c)

经过以上步骤已完成了对暖通空调系统实验平台控制回路所需要的硬件及软件环境的设定。将建立的子程序图以 Matlab 文件形式保持后，下次运行时，各参数不必再重新设置。

对暖通空调系统实验平台进行实时采集变量或控制时，首先打开设置好参数的 Simulink 子程序图，在工具栏中选择“Tools .Real-Time Workshop, Build Model”后系统的模型文件将被建立，在 Matlab 窗口下可以看到下面的提示（如图 4.27）。

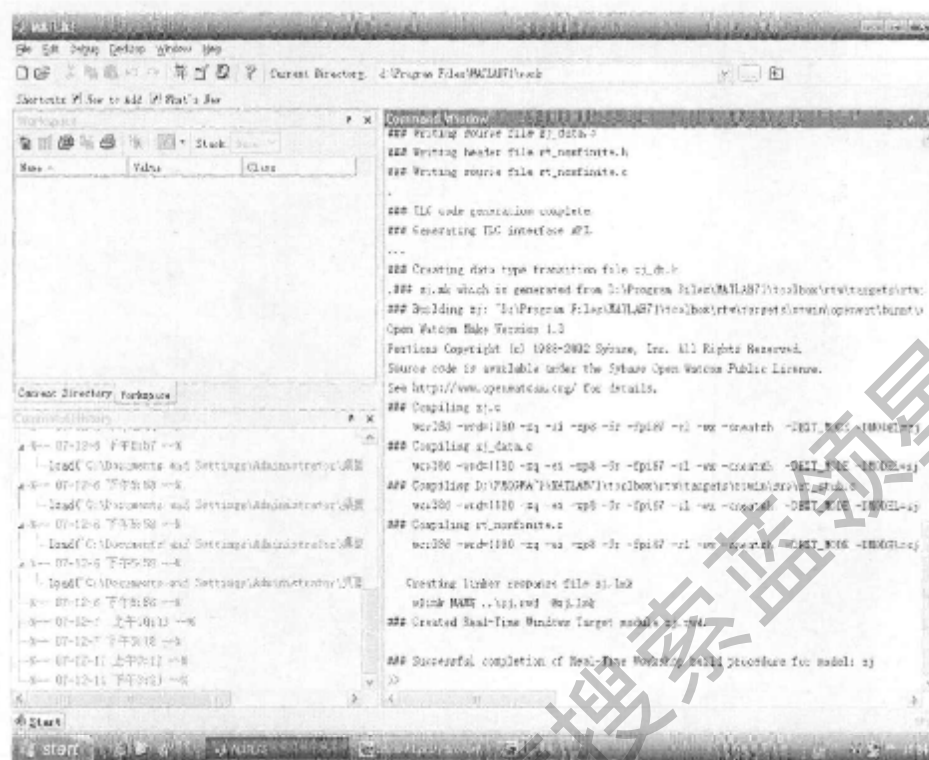


图 4.27 模型程序建立

Fig. 4.27 Build Procedure for Model

然后在工具栏中的“Simulation”选项将仿真模式改为“External”后选择“connect to Target”。经以上步骤后就可以对暖通空调实验平台进行实时数据采集和控制了。

综上所述，由暖通空调系统、端子柜、数据采集板卡和数据控制卡、工业控制计算机组成了一个完整的控制系统。该系统为各种高级控制策略提供了时变、非线性强、大滞后、多变量的控制对象也为对暖通空调系统的研究人员提供了实验平台。具体实物图如下：

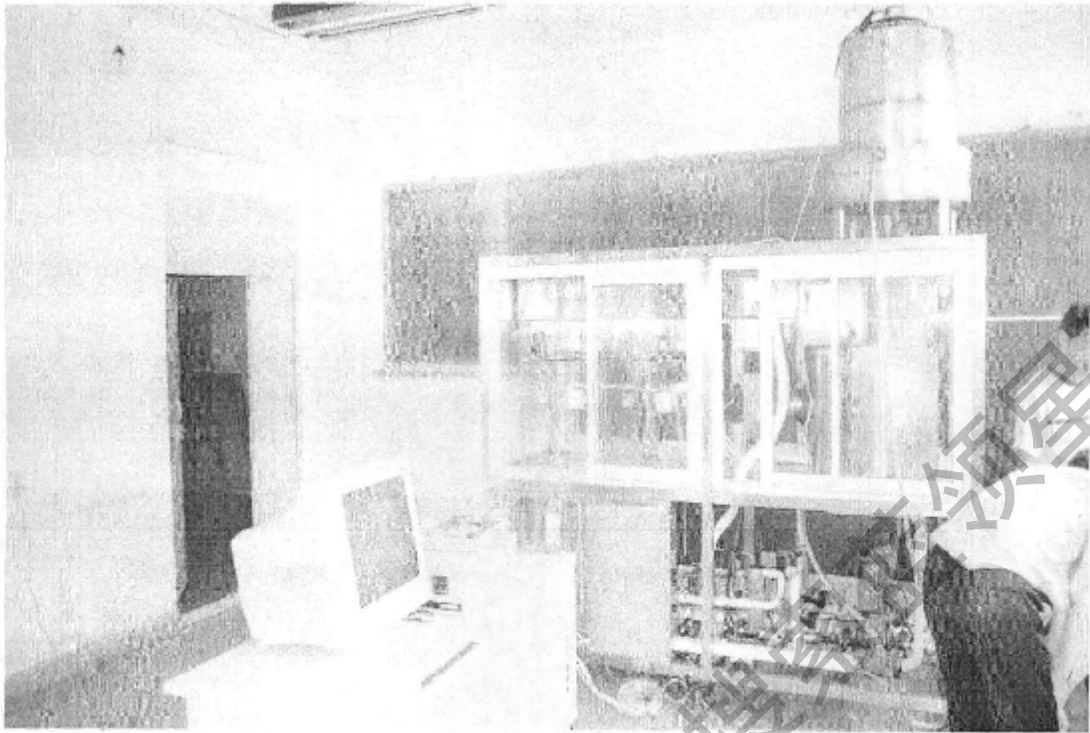


图 4.28 暖通空调 (HVAC) 系统实验平台

Fig. 4.28 System Experimental Platform of HVAC

4.4 小结

本章介绍了模拟大型制冷系统—暖通空调系统实验平台的硬件设计和软件环境及对暖通空调实验平台实时数据采集和控制的步骤。

从实验平台的硬件组成上可以看出,该实验平台能真实模拟暖通空调系统实际运行中的状态。用研华系列采集板卡和工业控制计算机与实验平台中的各种传感器和执行器相连,行成了控制回路。数据采集量丰富并且各个耗能器件使用了变频器,当系统的工作状态改变时,可以从更多的角度反映出来,为研究人员提供了更广阔的空间。

从实验平台中控制部分的软件环境上来看,本文利用 Simulink 下的 Real-Time-Windows-target 工具箱和数据采集板卡来完成暖通空调系统实时的采集和控制,因为 Simulink 中提供了多中高级控制算法的工具箱,所以满足了对高级控制策略在暖通空调系统实验平台上研究的要求。

第五章 制冷系统的优化控制方法研究

在暖通空调系统中，制冷机的能源消耗大约在整个系统的一半以上，所以对制冷机的工作状态优化是很有意义的。实际中对制冷机的优化都是针对其最大负荷下进行的，但由于暖通空调系统的冷负荷总是随室外气象参数扰动和室内状态的改变而变化的，所以制冷机的实际运行过程中大部分时间都是处于部分负荷状态，因此制冷机部分负荷时的性能对其运行能耗的影响是很大的。研究制冷机在部分负荷下的工作特性对于节约能源问题来说很重要，通常对制冷机的优化研究都是通过质量守恒、能量守恒原理得到制冷机运行时的动态模型，然后对模型进行简化处理得到仿真适用的数学模型，由第二章原理分析知道，制冷机的各参数之间具有很强的时变、非线性等特点，因此很难建立出精确、适用的数学模型。因此，本文采用 BP 神经网络的算法，根据实验中测定的数据，来辨识制冷机吸气压力的模型。并通过此模型，计算得到各种工况下的最佳吸气压力的值，来达到对制冷机的优化控制。

5.1 BP 神经网络在制冷系统中的应用

1986 年，D.E.Rumelhart 和 J.L.McClelland 提出了一种利用误差反向传播训练算法的神经网络，是一种有隐含层的多层前馈网络，系统地解决了多层网络中隐含单元连接权的学习问题。

如果网络的输入节点数为 M ，输出节点数为 L ，则此设计网络可以看成是从 M 维欧氏空间到 L 维欧氏空间的映射。这种映射是高度非线性的，其主要用于：

- (1) 模式识别与分类：用于语言、文字、图像的识别，医学特征的分类和诊断等。
- (2) 函数逼近：用于非线性控制系统的建模、机器人的轨迹控制及其他工业控制等。
- (3) 数据压缩：用于编码压缩和恢复，图像数据的压缩和存储以及图像特征的抽取等。

BP 算法已成为目前应用最为广泛的神经网络学习算法，绝大部分的神经网络模

型采用的都是 BP 算法或它的改进形式，它也是前项神经网络的核心部分，体现了神经网络最精华的部分。由于它可以实现输入和输出的任意非线性的映射，这使得它在函数逼近方面有着非常广泛的以应用。

由于暖通空调系统中制冷机能耗特性具有较强的非线性的特点，神经网络的非线性映射能力、学习能力和并行处理能力为解决本文中存在的控制上的难点问题提供了理论支持。具有单隐层的三层 BP 神经网络能够逼近任意的连续的非线性函数。神经网络用于系统建模的实质就是选择一个适当的神经网络模型来逼近实际系统。考虑到 BP 网络具备良好的学习算法，本文选择 BP 神经网络来辨识暖通空调系统中制冷机的最佳吸气压力模型。

5.2 Matlab 下的神经网络工具箱

Matlab 语言是一种非常强大的工程语言，它长于数值计算，能处理大量的数据，而且效率比较高。被广泛的应用在信号与图像处理、控制系统设计、通信、系统仿真等诸多领域。是建模、仿真、原型开发和数据分析的有效工具。

Matlab 强大的扩展功能为各个领域的应用提供了基础。由各个领域的专家学者相继推出了 Matlab 工具箱。神经网络工具箱是 Matlab 环境下所开发出来的许多工具箱之一，它以人工神经网络为基础，用 Matlab 编写各种网络的设计与训练的子程序，网络设计者可以根据自己的要求调用工具箱中有关神经网络的设计训练程序，使自己能够从繁索的编程中解脱出来。

对于各种网络模型，神经网络工具箱集成了多种学习算法，为用户提供了极大的方便。神经网络初学者可以利用该工具箱来深刻理解各种算法的内容实质，即使不了解算法的本质，也可以直接利用功能丰富的函数来实现自己的目的。神经网络工具箱也提供了很多经典的学习算法及其改进算法，使它能够快速实现对实际问题的建模求解。

在建立参数辨识模型的过程中必然会设计到大量的有关数值计算的问题，实际上神经网络对权值和阈值的训练和学习过程就是对矩阵计算的过程，而 Matlab 软件作为国际上公认的最优秀的数值计算和仿真分析软件，在参数辨识中发挥巨大的作用，所以本文使用 Matlab 下的 BP 神经网络工具箱函数对制冷机的能耗性能进行辨识模型。

5.3 BP 神经网络对制冷机最佳吸气压力的建模研究

5.3.1 BP 神经网络模型输入输出量的确定

吸气压力是制冷机运行时的一个重要参数,是衡量制冷机是否正常或经济运行的重要指标。当制冷机工作条件发生改变时,吸气压力能快速的的发生相应的变化。对制冷机进行优化控制时,确定不同工况下压缩机的工作频率是一个重要问题,工作频率小可能导致制冷量小于负荷量,达不到用户的要求。工作频率大会使制冷量大于负荷量,这样会增大制冷机运行能耗。所以把吸气压力作为压缩机频率的控制参数,如果获得各种工况下最佳吸气压力的值时,通过把最佳吸气压力为设定值,控制压缩机的工作频率,能使制冷量和负荷量匹配,保持制冷机在最佳状态下运行。因此,首先要得到不同情况下的最佳吸气压力。选择最佳吸气压力作为 BP 神经网络的输出变量。

BP 神经网络的模型输入变量的选择要与吸气压力的关系密切,并且能够测量的变量。本文的研究对象暖通空调系统的实验平台中制冷机部分有很多传感器,能够采集到更多实际中不容易检测的变量。所以,本文选择了和吸气压力的关系最为密切的,压缩机出口的制冷剂温度,压缩机入口的制冷剂温度和负荷量作为神经网络模型的输入变量。吸气压力的神经网络模型结构图如图 5.1。

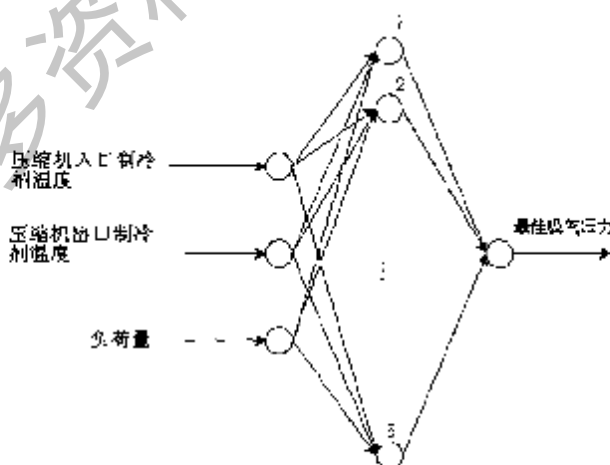


图 5.1 吸气压力 BP 神经网络模型结构图

Fig. 5.1 BP Neural Network Model Structure Picture for Suction Pressure

5.3.2 样本数据的采集和其网络数据的预处理

为了得到系统模型，BP 网络要求有足够的对神经网络进行训练，如果训练数据的样本量达不到要求，那么神经网络很难收敛，或者即使收敛，由于样本值的局限性也可能不能完整的表示系统的性能。所以利用 BP 神经网络辨识系统模型，对样本的要求很高。不仅要求各变化量范围足够，而且要求能够通过采集得到各种运行条件下的样本值。另外，当样本书多到一定程度时，网络的精度也很难再提高，训练误差与样本数之间的关系如下（图 5.2）。

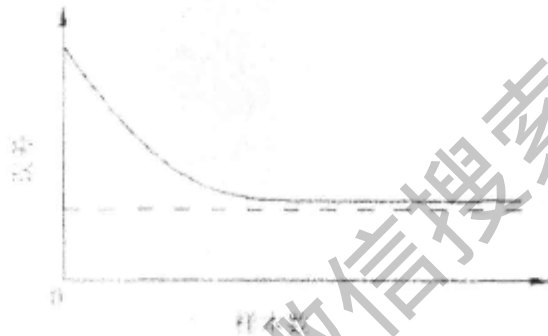


图 5.2 样本数与误差的关系

Fig. 5.2 Relation between Stylebook Number and Error

训练样本的获得是通过实验平台中实际运行的数据，具有可靠性。可以参考这样的规则：训练样本数是网络连接权总数的 5 到 10 倍。鉴于此，本文根据实验中选择了多种负荷量、压缩机入口制冷剂温度，压缩机出口制冷剂温度的组合共 1000 种工况以及对应的最佳吸气压力的值。这样就得到了 1000 组样本数据。把其中的 950 组数据进行训练，另外有 50 组数据来对结果进行测试和验证。根据实验数据 3 个输入参数变化范围如下：

- 1 压缩机入口冷媒温度：10℃到 50℃
- 2 压缩机出口温度：10℃到 100℃
- 3 负荷量：10%到 100%

为了使训练模型准确，样本的选择具有代表性，尽量使每个类别的样本数量相等。样本选择完毕后，为了加快 BP 网络的速度和提高精度，有必要对网络数据进行预处理

理。归一化是数据预处理的最常用方法。当输入输出向量的各分量量纲不同时，应对不同的分量在取值范围内分别进行归一化处理。本文调用 Matlab 中的相关函数，将预处理的数据归一化处理到 $[-1,1]$ 区间内。

在进行 BP 网络设计前，一般应从网络的层数、每层中的神经元个数、初始值以及学习方法等方面来进行考虑。

1) 网络的层数及其隐含层的神经元数

因为具有偏差和至少一个 S 型隐含层加上一个线性输出层的网络，能够逼近任何有理函数。增加层数主要可以更进一步的降低误差，提高精度，但同时也使网络复杂化，从而增加了网络权值的训练时间。而误差精度的提高实际上也可以通过增加隐含层中的神经元数目来获得，所以一般情况下，应优先考虑增加隐含层中的神经元数目。根据 Kolmogorov 定理，隐含层神经元数一般取 $2n+1$ (n 为输入层个数)。在具体设计时，比较实际的做法是通过对不同神经元数进行比较对比，最后确定最佳神经元个数。根据本文研究对象的实际情况，通过对比得到了适合的网络层数和隐含层神经元的个数：本文选择了 3 层，5 个隐层节点。

2) 初始权值的选取

由于系统是非线性的，初始值对于学习是否达到局部最小、是否能够收敛以及训练时间的长短关系很大。如果初始值太大，使得加权后的输入落在激活函数的饱和所以，一般取初始值在 $(-1, 1)$ 之间的随机数。

本文的初始权值的选取为 $(-1, 1)$ 之间的随机数。

3) 学习速率及其期望误差的选取

学习速率决定每一次循环训练中所产生的权值变化量。大的学习速率可能导致系统的不稳定，但小的学习速率将会导致训练时间较长，收敛速度慢，不过能保证网络的误差值不会跳出误差曲面的低估而最终趋于最小误差值。所以在一般情况下，趋向于选取较小的学习速率以保证系统的稳定性。学习速率的选取范围在 $0.01-0.8$ 。

本文根据隐层节点数量选取学习率为 0.01 。

4) 隐含层和输出层传递函数的选取

最常见的隐含层和输出层传递函数主要有以下几种：

S 型(sigmoid)传递函数。Tansig(Tan-Sigmoid):双曲正切 S 型传递函数。该函数用

于将神经元的输入范围为 $(-\infty, +\infty)$ 映射到 $(-1, +1)$ 的区间上。正切 sigmoid 函数是可微函数,因此很适合于利用 BP 算法训练神经网络; purelin 是最常用的输出函数。如果 BP 神经网络的最后一层为 Purelin 型线性神经元,那么整个网络的输出可以取任意值。

本文选取隐层传递函数为 tansig, 输出层传递函数为 purelin。

5) 学习规则函数的选取

learnbp 反向传播学习规则函数,反向传播(BP)学习规则为调整网络的权值和阈值使网络误差的平方和最小,这是通过在最速下降方向上不断地调整网络的权值和阈值来达到的。计算网络输出层的误差矢量导数,然后反馈回网络,直到每个隐含层的误差导数都达到要求。

本文选取的学习规则函数为 learnbp。

6) 训练规则函数的选取

trainbp 利用 BP 算法训练前向网络。利用该算法训练前向网络,可以使网络完成函数逼近、矢量分类及模式识别。一旦训练达到了最大的训练次数或者网络误差平方和降到期望误差之下时,都会使网络停止学习。

本文选取的训练规则函数为 trainbp。

综上所述,结合本文研究对象的实际情况,网络采用 3—5—1 模式, BP 算法的误差 err_goal=0.001, 学习速率 lr=0.01, 隐层传递函数为 tansig, 输出层传递函数为 purelin, 学习函数为 learnbp。

7) 计算结果与误差分析

把已经准备好的 1000 组样本数据随机抽出 950 组作为训练神经网络的数据,把另外 50 组预先留出,待模型训练出来后检验模型的准确性。

输入 950 组实际测量的输入变量样本数据和期望的吸气压力输出的值进行计算。BP 算法的误差 err_goal=0.01, 学习速率 lr=0.01, 隐层传递函数为 tansig, 输出层传递函数为 purelin, 学习函数为 learnbp。计算出神经网络的权值,结果如下(表 5.1)。

表 5.1 最佳吸气压力神经网络模型输入层与隐层的权值表

Tab. 5.1 Authority between Input-Layer and Critics-Layer of Suction Pressure BP Neural Network Model

权值	隐层节点					
	1	2	3	4	5	
输入节点	1	0.9501	0.2317	1.5131	0.4858	0.8912
	2	0.7621	0.4470	-0.1721	0.8212	0.4443
	3	0.6154	0.7936	0.9248	0.7382	1.1763

表 5.2 最佳吸气压力神经网络模型隐层与输出层的权值表

Tab. 5.1 Authority between Critics-Layer and Output Layer of Suction Pressure BP Neural Network Model

权值	隐层节点					
	1	2	3	4	5	
输出节点	1	0.1734	0.6084	0.6957	0.1779	0.6613

为了检验吸气压力 BP 神经网络模型的精确性，用预先准备的 50 组数据进行计算，横坐标表示 50 个例子，并与实际值比较，见图 5.4。结果发现，预测值和实际值吻合的相当的好，说明建立的 BP 神经网络模型是精确的，是可行的。

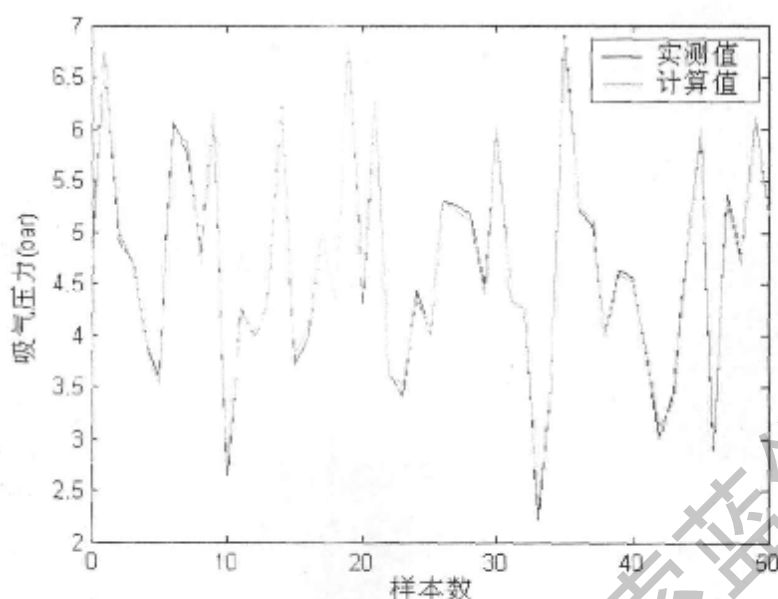


图 5.3 实例测试

Fig.5.3 Practice Examples Testing

这样就建立了不同工况下最佳吸气压力的 BP 神经网络模型，可以用这个模型计算各种工况下的最佳吸气压力。

5.4 最佳吸气压力对制冷机性能参数 COP 的影响

衡量制冷机工作状态的优劣标准是，当制冷量到达负荷量的要求时，单位能源的制冷量的大小。称它为制冷机的性能参数（COP），COP 的计算方法如下：

$$\text{COP} = \text{制冷机的实际制冷量} / \text{制冷机实际的功率}$$

COP 的值越大，表明制冷机在单位能耗下的制冷量越大，即制冷机的效率越高。在本文所采用的暖通空调系统实验平台中，制冷机的制冷量和制冷机的功率是采集不到的。通过热力学的知识，制冷机的制冷量可由实验中测出的冷冻水的温差和流量来计算出来；制冷机的功率可通过采集到的制冷机工作时的输出电流和外界仪表测出的实际功率辨识出来，这样就完成了对制冷机 COP 的可测量工作。

在一定的负荷下，把压缩机入口制冷温度、压缩机出口制冷剂温度定义为工况。由前面的分析可知，每种工况下，都有一个最佳的吸气压力的值。经实验发线最佳吸气压力的值，是对应工况下吸气压力所能达到的最大值。

这是因为，由制冷理论分析可知，当冷凝压力不变时，吸气压力升高会使制冷剂的单位制冷量增大；压缩机吸入制冷剂蒸汽的比容减少，而且由于吸气压力的提高，压缩机的压力比减小，容积效率升高，实际吸气质量增大，压缩机的制冷量也增大。因此，在一定的工况下吸气压力越大，制冷机性能参数 COP 就越高。也就是说，在给定了负荷量，压缩机入口制冷剂温度，压缩机出口制冷剂温度的条件下，当吸气压力达到最大的吸气压力，即最佳吸气压力时，制冷机的性能参数 COP 最大。在给工况的条件下，吸气压力不能超过最佳吸气压力的值，如果超过吸气压力的值，制冷剂有可能在进入压缩机前由于压力过高而变成液态，液态的制冷剂进入压缩机，会降低压缩机的使用寿命，也会带来危险。

在实验中测定 3 组不同负荷时的压缩机入口制冷剂温度、压缩机出口制冷剂温度一定时的吸气压力和 COP 来验证结论的正确性，通过计算机仿真可以看出。在同一个负荷下 COP 的数值随着吸气压力的增大而增大（如图 5.4）。

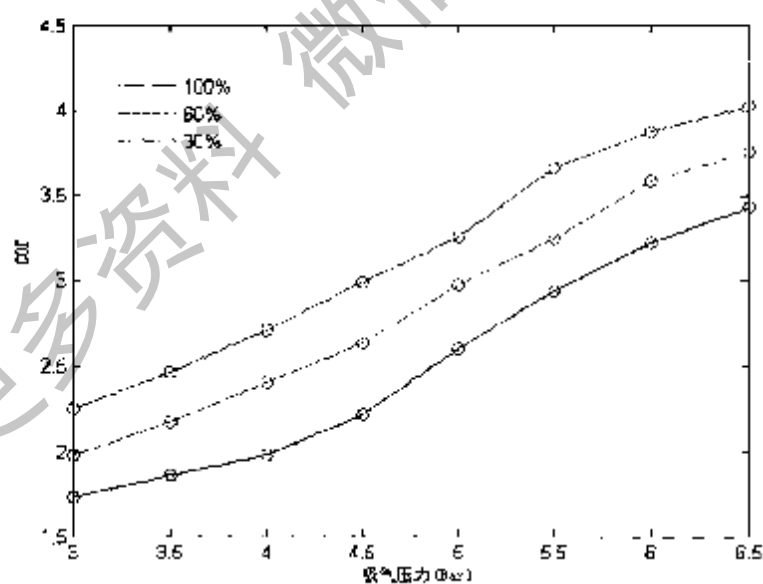


图 5.4 三种负荷下吸气压力和 COP 的关系

Fig. 5.4 Relation between Suction Pressure and COP in 3 Kinds of Load

因此，在任意负荷下，以最佳吸气压力为控制参数的设定值控制压缩机的工作频率，会大幅度提高制冷机的运行效率。

根据以上 BP 神经网络辨识出来的模型, 计算出一定负荷的最佳吸气压力的值, 以负荷分别为 100%、80%、40% 为例, 得到最佳吸气压力与压缩机入口制冷剂温度、压缩机出口制冷剂温度的三维曲面图。观察压缩机入口制冷剂温度和压缩机出口制冷剂温度对最佳吸气压力的影响。

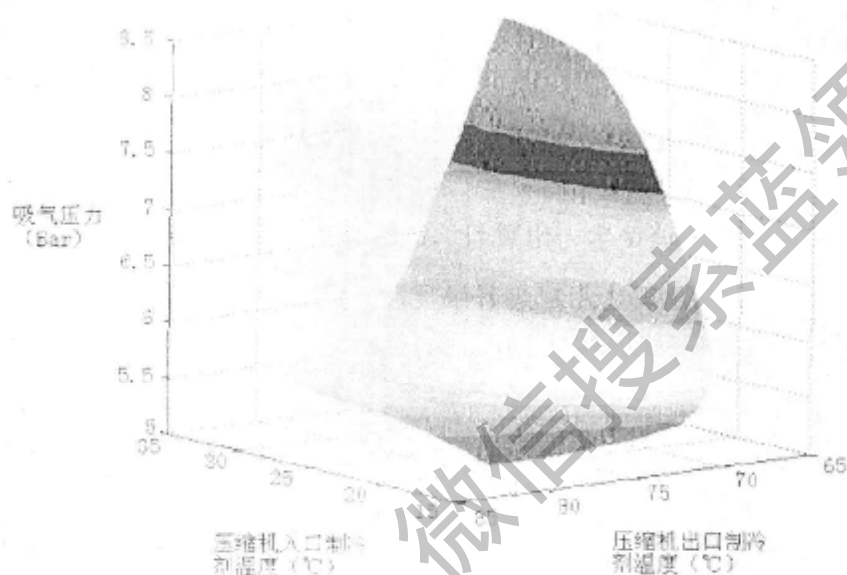


图 5.4 100% 负荷下各参数的关系

Fig. 5.4 Relation of Each Parameter in 100% Load

在 100% 负荷下 (如图 5.4), 压缩机入口制冷剂的温度从 17.5°C 到 34.4°C 下变化, 压缩机出口制冷剂温度从 67.3°C 到 78.2°C 下变化。最佳吸气压力随着压缩机出口制冷剂温度降低而升高, 随着压缩机入口制冷剂温度升高而升高。吸气压力的变化范围是 5.54Bar 到 8.34Bar。并且在 100% 负荷下, 最佳吸气压力存在着一个唯一的最大值, 当最佳吸气压力达到最大值时, 压缩机入口制冷剂温度达到这个负荷下的最大值 34.4°C, 压缩机出口制冷剂的温度是这个负荷下的最小值 67.3°C。在这个负荷下, 如果压缩机入口制冷剂温度不变, 压缩机出口制冷剂温度升高, 最佳吸气压力的值是减小的。

如: 压缩机入口温度为 25°C 保持不变, 压缩机出口制冷剂温度从 70°C 升高到 75°C 时, 最佳吸气压力的变化从 5.78Bar 下降到 5.44Bar。

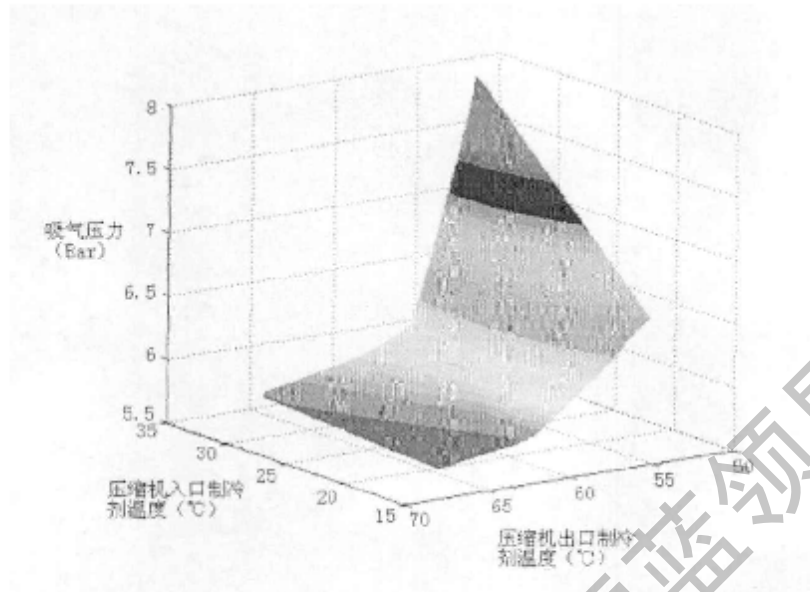


图 5.5 80% 负荷下各参数的关系

Fig. 5.6 Relation of Each Parameter in 80% Load

在 80% 负荷下（如图 5.5），压缩机入口制冷剂的温度从 19.8℃ 到 32.7℃ 下变化，压缩机出口制冷剂温度从 55.4℃ 到 64.9℃ 下变化。最佳吸气压力随着压缩机出口制冷剂温度降低而升高，随着压缩机入口制冷剂温度升高而升高。最佳吸气压力的变化范围是 5.52Bar 到 7.84Bar。并且在 80% 负荷下，最佳吸气压力存在着一个唯一的最大值 7.84 Bar，当最佳吸气压力达到最大值时，压缩机入口制冷剂温度达到这个负荷下的最大值 32.7℃，压缩机出口制冷剂的温度是这个负荷下的最小值 55.4℃。在这个负荷下，如果压缩机出口制冷剂温度不变，压缩机入口制冷剂温度升高，最佳吸气压力的值是增大的，如：压缩机出口温度为 55℃ 保持不变，压缩机出口制冷剂温度从 20℃ 升高到 25℃ 时，最佳吸气压力的变化从 5.89Bar 升高到 6.34Bar。

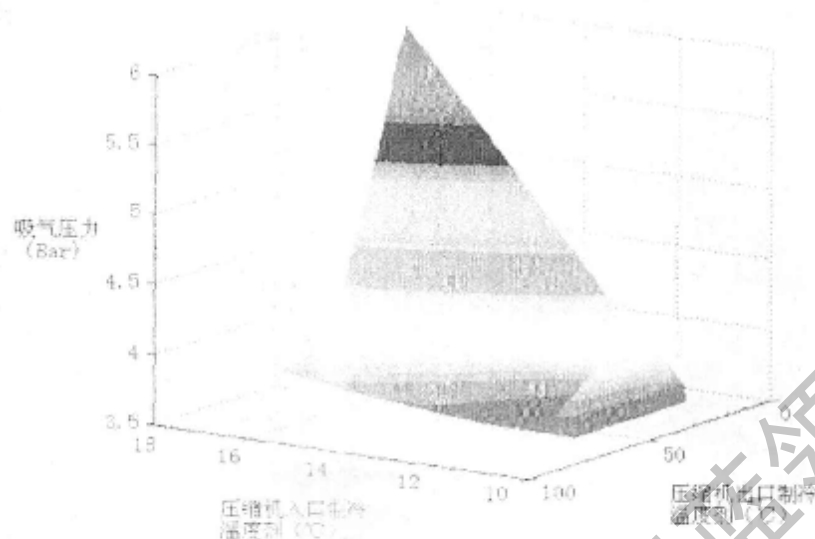


图 5.6 40% 负荷下各参数的关系

Fig. 5.6 Relation of Each Parameter in 40% Load

在 40% 负荷下 (如图 5.6), 压缩机入口制冷剂的温度从 10.5°C 到 16.7°C 下变化, 压缩机出口制冷剂温度从 26.2°C 到 52.7°C 下变化。最佳吸气压力随着压缩机出口制冷剂温度降低而升高, 随着压缩机入口制冷剂温度升高而升高。最佳吸气压力的变化范围是 3.51Bar 到 5.90Bar 。并且在 40% 负荷下, 最佳吸气压力存在着一个唯一的最大值 5.90Bar , 当最佳吸气压力达到最大值时, 压缩机入口制冷剂温度达到这个负荷下的最大值 16.7°C , 压缩机出口制冷剂的温度是这个负荷下的最小值 26.2°C 。当保持压缩机入口制冷剂温度不变时, 调整压缩机出口制冷剂温度或者保持不变时, 调整压缩机入口制冷剂温度, 都会得到与上两种负荷下相同的结果。

根据负荷为 100%, 80% 和 40% 时的最佳吸气压力随着压缩机入口制冷剂温度和压缩机出口制冷剂温度变化而变化的情况, 可以总结出, 当压缩机入口制冷剂温度越高时, 最佳吸气压力的值越大, 压缩机出口制冷剂温度越低时, 最佳吸气压力的值越小。

由前面的分析可知, 在一定负荷下, 吸气压力越大, 制冷机性能参数 COP 的值就会越大, 通过上面的三维图可以观察到: 每个负荷下有无数种工况, 其中有一个工况具有最大的最佳吸气压力的值, 把这个工况定义为相应负荷下的制冷机最佳工况。

但是这个工况的获得需要理想的外界环境或者增加制冷机之外其他设备的能耗,虽然可以得到制冷机在该负荷下最大的 COP 值,但对于整个暖通空调系统来说,这个工况并不一定是这个负荷下最佳的。

下面给出几种典型负荷制冷机最佳工况,希望能对下届研究整个暖通空调系统优化的同学提供依据。

表 5.3 几种负荷下的最佳工况

Tab. 5.3 Optimal Working State in Several Kinds of Load

负荷 (%)	压缩机入口制冷剂温度 (°C)	压缩机出口制冷剂温度 (°C)
100	34.4	67.3
80	32.7	55.4
70	30.1	46.7
60	26.6	33.1
50	23.5	32.3
40	16.7	26.2
30	12.1	19.6

表 5.4 几种负荷的最佳吸气压力

Tab. 5.4 Optimal Suction Pressure in Several Kinds of Load

负荷 (%)	100	80	70	60	50	40	30
吸气压力 (Bar)	8.03	7.84	7.64	7.22	6.61	5.90	5.02

5.5 制冷机的优化控制

本文建立了以压缩机入口制冷剂温度,压缩机出口制冷剂温度,负荷量为输入变量,以最佳吸气压力为输出变量的 BP 神经网络模型,通过 BP 网络模型可以计算出各种工况下的最佳吸气压力的值,把这个吸气压力的值作为设定值,来控制压缩机的

工作频率，使制冷量与负荷量匹配，保持制冷机在该工况下的最佳状态下运行。

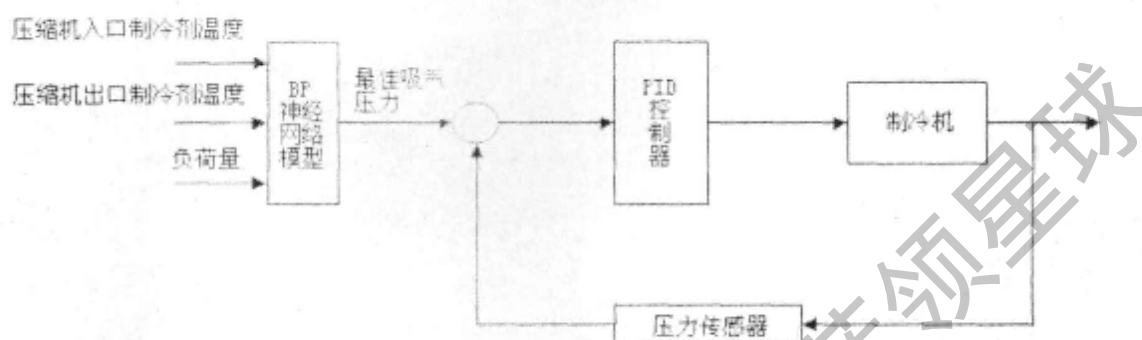


图 5.7 制冷机的优化控制结构图

Fig. 5.7 Optimal-controlling Structure of Refrigeration System

具体的控制方法是，在暖通空调制冷机运行时通过工业控制计算机和采集板卡，采集到压缩机入口制冷剂的温度和压缩机出口制冷剂的温度，采集冷冻水供水和冷冻水回水的温差，以及冷冻水的流量，根据热力学的知识，计算出负荷量，这就得到了BP神经网络模型的输入变量，通过计算得到在这种工况下的最佳吸气压力的值。

采用工程上应用成熟的PID控制方法，以最佳吸气压力为控制变量控制制冷机中的压缩机。PID控制方法实用，可靠性高，调节稳定性好，如果其调节参数比例系数 K_p 、积分时间常数 K_i 、微分时间常数 K_d 选用恰当可以获得很好的调节品质，即使负荷发生很大变化，系统也会在很短的时间稳定下来。

保持负荷35%负荷不变的情况下，通过实验验证本文的控制方法。

在实验中，初始制冷机工况为：压缩机入口制冷剂温度为 15°C ，压缩机出口制冷剂温度为 64.3°C ，这时的最佳吸气压力的值为 3.09Bar ，通过PID控制器的控制作用实际的吸气压力的值为 3.75Bar ，满足要求。然后改变外界条件，令压缩机出口制冷剂温度连续降低，从 64.3°C 下降到 26.8°C 。观察以最佳吸气压力为控制变量控制制冷机中的压缩机的工作频率的效果。

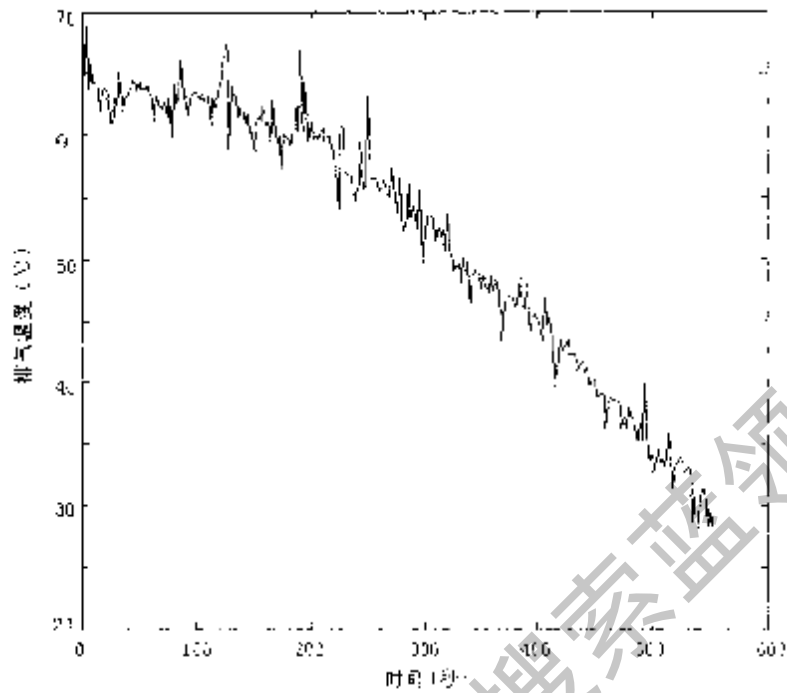


图 5.8 压缩机出口温度曲线

Fig. 5.8 Exhausting-temperature Curve

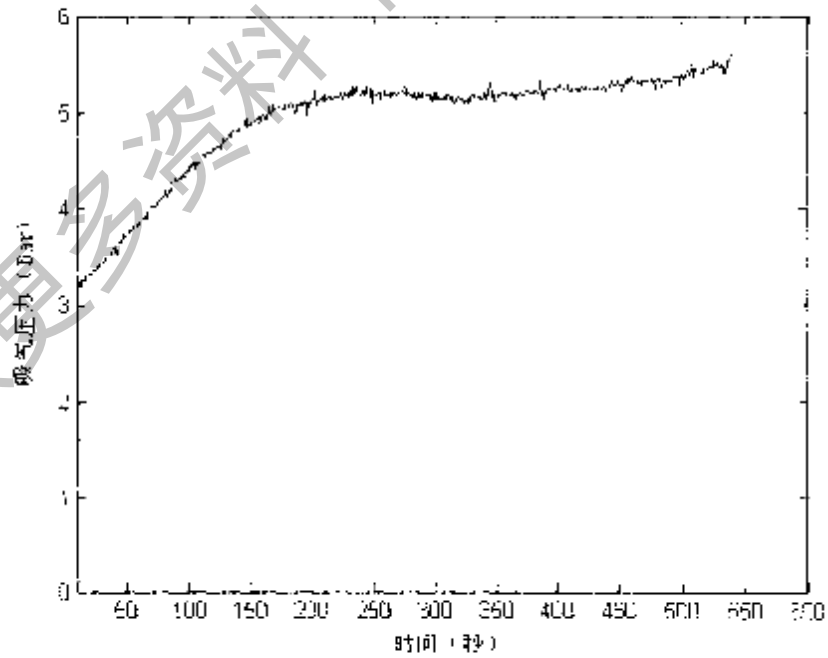


图 5.9 吸气压力曲线

Fig. 5.9 Suction Pressure Curve

实验中设置的采样时间为 558 秒，从本文建立的神经网络模型仿真可以得出，当压缩机出口制冷剂温度下降时，最佳吸气压力应该是上升的。在采样时间第 558 秒时，压缩机入口制冷剂温度保持 15°C 不变，压缩机出口温度为 26.8°C 。通过 BP 神经网络模型计算出压缩机入口制冷剂温度为 15°C ，压缩机出口制冷剂温度为 26.8°C ，负荷为 35% 时最佳吸气压力的值，计算结果为 5.47Bar。

从实验中的原始数据中可得：当第 558 秒采样结束时，吸气压力的值为 5.49Bar，与最佳吸气压力的误差在允许范围之内。这就说明以最佳吸气压力为控制变量，可以更快速、准确的使制冷机处于不同工况下的最佳状态运行。

在上述情况下，采用额定工况，制冷机能耗为 1.876Kw，采用本控制方法制冷机能耗为 1.035Kw，节能量约为 44.8%。

在 30% 负荷量不变的情况下，重复实验过程。初始时，压缩机入口制冷剂温度为 10.5°C ，压缩机出口制冷剂温度为 28.3°C ，通过 BP 神经网络模型计算出最佳吸气压力值为 5.89Bar，而实际值为 5.85Bar，相差不大。保持压缩机入口制冷剂温度为 10.5°C 不变，改变条件使压缩机出口制冷剂温度，快速发生变化。观察以最佳吸气压力为控制变量的控制效果。采样时间为 540 秒。

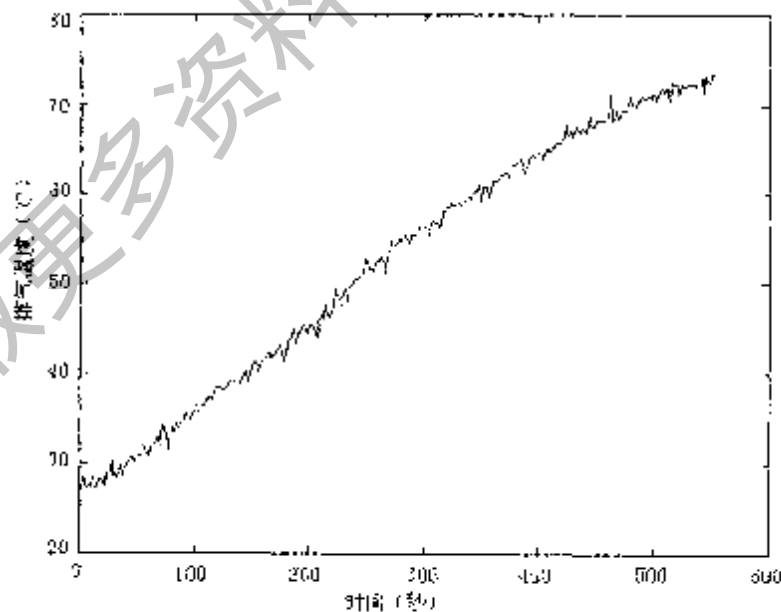


图 5.10 压缩机出口温度曲线

Fig. 5.10 Exhausting-temperature Curve

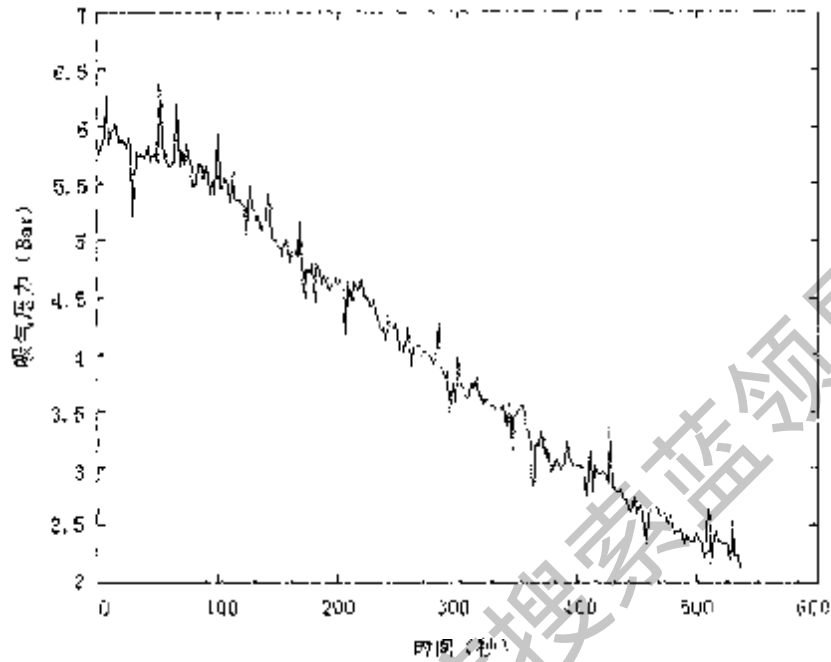


图 5.11 吸气压力曲线

Fig. 5.11 Suction Pressure Curve

从本文建立的神经网络模型仿真图象中可以得出,当保持负荷和压缩机入口制冷剂温度不变时,压缩机出口制冷剂温度升高,最佳吸气压力会下降。在采样时间第 540 秒时,压缩机入口制冷剂温度保持 10.5°C ,压缩机出口温度为 73.1°C ,通过 BP 神经网络模型计算出压缩机入口制冷剂温度为 10.5°C ,压缩机出口制冷剂温度为 73.1°C ,负荷为 30% 时最佳吸气压力的值,计算结果为 2.33Bar。从实验中的原始数据上得出,第 540 秒时,吸气压力的值为 2.30Bar,与设定值十分接近。

在上述情况下,采用额定工况,制冷机能耗为 1.517Kw,采用本控制方法制冷机能耗为 0.665Kw,节能量约为 56.1%。

根据以上研究得出结论,以本文的控制方法可以在制冷机实际运行的各种工况下,输入压缩机入口制冷剂温度、压缩机出口制冷剂温度和负荷到 BP 神经网络模型,计算出这种工况下的最佳吸气压力,实现了在线的优化制冷机的运行参数,使制冷机在各个负荷的各种工况下达到最佳运行状态。以 BP 神经网络辨识最佳吸气压力的模

型时，能够很好的解决非线性的问题，把 BP 神经网络运用到参数最佳工作点在线优化上，具有很强的实时性。可见，BP 神经网络对解决制冷机这种存在非线性、时变、滞后等控制上难点的对象是很好的方法。

在各种工况下，通过 BP 神经网络算法在线优化最佳吸气压力的设定值，通过调节压缩机的工作频率跟踪最佳吸气压力的值，当外界条件发生变化时，能使制冷机制冷量快速的与负荷量匹配，大幅度提高制冷机性能参数 COP 的值，节约了制冷机运行的能耗，具有重要的现实意义。

5.6 小结

- (1) 本章分析了吸气压力作为制冷机中压缩机的控制变量的优点，采用 BP 神经网络建立了以压缩机入口制冷剂温度、压缩机出口制冷剂温度和负荷量为输入变量，最佳吸气压力为输出变量的 BP 神经网络模型，用此模型可以计算各种工况下的最佳吸气压力的值。
- (2) 研究表明：以最佳吸气压力为控制变量，控制压缩机的工作频率，使用本文建立的 BP 神经网络模型实现最佳吸气压力的在线设定，能够快速准确的使制冷量和负荷量达到匹配，保持制冷机在该工况下最佳运行，大幅度节约制冷机运行能耗，具有很大的现实意义。

第六章 结 论

在暖通空调系统（HVAC）中，制冷机消耗的能源占能源总消耗的一半以上，对制冷机进行优化控制是节约暖通空调系统运行成本的重要途径。传统的优化控制方法只是针对制冷机最大负荷而设计的，但实际的情况是，制冷机长时间会处于部分负荷状态。

本文首先分析了暖通空调的工作原理，以及其中制冷机部分的工作特性，又在此基础上设计了暖通空调系统的实验平台，详细的描述了该平台控制回路的设计，该实验平台能提供暖通空调系统实际运行中的各种数据，能为研究人员在暖通空调系统的智能控制上提供了实验环境，为高级控制策略的研究提供了一个具有多变量、非线性、大滞后等控制难点的控制对象。

在制冷机优化控制方面，通过 BP 神经网络算法辨识出以压缩机入口制冷剂温度、压缩机出口制冷剂温度和负荷量为输入变量，最佳吸气压力为输出变量的模型，该模型用于计算不同工况下的最佳吸气压力，能比建立的机理模型能更准确的反映实际中各参数的变化情况并能很好的解决制冷机运行时各参数间的非线性问题。训练出的 BP 神经网络模型用于在线的最佳工作点优化，设定任意工况下的最佳吸气压力，以此对制冷机中的压缩机进行控制。实验表明，以最佳吸气压力为控制参数能更快、更准确的使制冷机达到不同工况下的最佳运行状态。大幅度节约制冷机的运行能耗。解决了制冷机各种工况的优化控制问题，对整个暖通空调系统的优化，起到了指导作用。

参考文献

- [1] 李彬,肖勇全. 变流量空调水系统的节能探讨. 暖通空调, 2006 年第 36 卷第 1 期:132-136.
- [2] 暖通空调系统的节能措施. 智能建筑与城市信息. 2005 年第 10 期:94-97.
- [3] Yu F W, Chan K T. Improved condenser design and condenser-fan operation for air-cooled chillers. Applied Energy, V83, 2006:628-648.
- [4] 任光辉. 变频空调系统的理论分析及实验研究. 制冷, 2002 年 9 月第 21 卷第 3 期:13-17.
- [6] Moreira Vicente Delgado, Do Amaral, Wagner Caradori et al. A new approach for robust model predictive control with an application to an air-conditioning system. Mechanical Engineering, 2005. 103 (2):37-44.
- [7] Yang K H, Hwang R L. Analysis on intelligent control strategies of a thermal energy storage air-conditioning system. Energy, v21, n4, Apr,1996:319-324.
- [8] 白梓运,陈芝久. 电子膨胀阀及其在蒸发器过热度自适应控制中的应用. 暖通空调, 1996 年第 02 期:21-24.
- [9] W P Ho. Development and evaluation of a software package for self-tuning of three-term DDC controllers, ASHRAE Trans. 99(1). 2004:1241-1250.
- [10] 杨焱. 以压缩机排气温度为控制参数的电子膨胀阀流量控制系统的研究: (硕士学位论文). 西安:西安交通大学硕士学位论文, 2000.
- [11] Huang S, R M Nelson. Rule development and adjustment strategies of a Fuzzy logic controller for an HVAC system. Part one: analysis. ASHRAE Transactions, 1994:841-850.
- [12] 赵文敏. 电子膨胀阀在智能化模糊变频空调器中的控制. 流体机械, 2000,28(7): 57-61.
- [13] 伊健,朱瑞琪. 风冷制冷机组的多变量模糊控制研究. 西安交通大学学报, 2006 年 5 月, 第 40 卷第 5 期:514-517.
- [14] 朱瑞琪, 孟建军. 蒸发器过热度的自适应控制. 流体机械, 1997 年 3 月:28-30.
- [15] 陈佑华,陈芝久. 基于自适应 PID 算法的制冷装置实时控制. 上海交通大学学报, 2003 年 9 月, 第 37 卷第 9 期:1411-1415.

- [16] 唐承志. 隶属度函数对蒸发器过热度模糊控制的影响及基于遗传算法的控制算法优化:[博士学位论文]. 西安:西安交通大学, 2001.
- [17] 朱瑞琪, 谢家祥, 吴业正等. 制冷系统的综合优化控制模型[J]. 西安交通大学学报, 2002.
- [18] 朱瑞琪, 唐承志, 阎怡松等. 运用遗传算法对制冷蒸发器过热度控制的优化方法. 西安交通大学学报, 2002 年第一期:4-7.
- [19] 陈文勇, 陈芝久, 朱瑞琪等. 电子膨胀阀调节蒸发器过热度的控制算法. 上海交通大学学报 2001 年第 8 期:1228—1233.
- [20] Miles R G, Sharpe P K. A comparative study of artificial neural networks And rule-based technique in the development of a computer-aided control System. *Engineering Application Artificial Intelligent*.1994.7(1):53-58.
- [21] 李涛, 吴钢等. 基于神经网络的制冷模糊控制系统仿真与优化. 机械设计与制造, 2006 年第 04 期:54-59.
- [22] 王石, 易佳婷. 人工神经网络—研究制冷系统的新方法. 制冷与空调, 2005 年第 5 卷第 2 期:47-51.
- [23] 宫亦坤, 闫雪. 基于 RBF 神经网络的预测控制. 上海理工大学学报, 2005 年第 27 卷第 5 期:421-424.
- [24] 邓斌. 冷凝器流程布置的数值模拟研究(1) 数学模型的建立与验证. 暖通空调, 2006 年第 36 卷第 2 期:47-50.
- [25] Roy R P, Ratisher M. A computational model of a power steam condenser. *Journal of Energy Resources Technology. Transactions of the ASME*,v123,r1,2001:81-89.
- [26] Zaheer-Uddin M, Patel R. The design and simulation of a sub-optimal controller for space heating. *ASHRAE Transactions*, 1993, 98 (1):1024-1031.
- [27] MacArthur J W, Woessner M A. Receding horizon control: A model-based policy for HVAC applications. *ASHRAE Transactions*. 1993, 99(1):139-148.
- [28] House J M, Smith T F, Arora J S. Optimal control of a thermal system. *ASHRAE Transactions*. 1991,97 (2):991-1001.
- [29] Zheng G R, Zaheer-Uddin M. Optimization of thermal processes in a variable air volume HVAC system. *Energy*, 1996,21(5): 407-420.

- [30] Austin S B. Chilled water system optimization. ASHRAE Journal, 1993, 35 (7):50-56.
- [31] Nassif N, Kaj S, Sabourin R. Optimization of HVAC control system strategy using two-objective genetic algorithm. HVAC&R Research, 2005, 11 (3):495-486.
- [32] Lu L, Cai W J, Xie L H et al. HVAC system optimization-in-building section and Buildings, 2005, 37:11-22.
- [33] He Xiangdong, Asada H H. A new feedback linearization approach to advanced control of multiunit HVAC systems [C] American Control Conference, 2003.
- [34] 闵惜琳, 刘国华. 人工神经网络结合遗传算法在建模和优化中的应用. 计算机应用研究, 2002, 1:79-80.
- [35] 李换琴. 训练前向神经网络的全局优化新算法及其应用. 系统工程理论与实践, 2003, 8:42-47.
- [36] 丁秀芬, 段海滨, 龚华平. 基于人工神经网络 BP 算法的制冷控制研究. 兵工自动化, 2003, 22:41-44.
- [37] 詹涛, 张春路, 丁国良. 一种改进 BP 算法在制冷系统仿真中的应用. 上海交通大学学报, 2001, 35:783-786.
- [38] 李敏远, 都延丽. 一类过程控制对象的神经网络建模及仿真. 系统仿真学报, 2003, 15:1533-1536.
- [39] (美) Martin T Hagan, Howard B Demuth 著. 戴葵译. 神经网络设计. 北京:机械工业出版社, 2002:227-244.
- [40] 阚新, 周露, 李翔等. MATLAB 神经网络仿真与应用. 北京:科学出版社, 2003:258-285.
- [41] 高洪深, 陶有德. BP 神经网络模型的改进. 系统工程理论与实践, 1996, 1:67-71.
- [42] 王晖, 何新贵. BP 网络泛化能力改进研究. 系统工程与电子技术, 2001, 23:85-88.
- [43] 罗文辉. 遗传算法在神经网络优化中的应用. 控制工程, 2003, 10:401-403.

在学研究成果

- [1] 李树江, 赵健. 暖通空调制冷机的优化控制. 2008中国控制与决策年会(已投稿)

获取更多资料 微信搜索蓝领星球

致 谢

本课题的工作是尊敬的李树江教授悉心指导下完成的。在这段时间里，李老师无论是在工作中，还是在生活中都给了我很大的帮助。李老师渊博的学识，严谨的治学态度，对工作的全身心投入的精神以及把握大局的思路都将使我终身受益。在此，向李老师表示衷心的感谢和最真挚的敬意。

本课题的实验顺利完成与陈亮、张学文、靳凯等人的帮助是分不开的。在此深表谢意。

还要感谢在论文中给我提出宝贵意见的赵明宇同学，以及实验室内所有的同学带来的积极向上的学习气氛。

获取更多资料

微信搜索