



硕士学位论文

论文题目： 基于 WSN 的智能空调能耗与需求管理的算法研究

作者姓名 _____

指导教师 _____

学科专业 计算机技术

所在学院 计算机科学与技术学院

提交日期 2015 年 4 月 15 日

浙江工业大学硕士学位论文

基于 WSN 的智能空调能耗与需求管理的算法研究

作者姓名：

指导教师：

浙江工业大学计算机科学与技术学院

2015 年 4 月

**Dissertation Submitted to Zhejiang University of Technology
for the Degree of Master**

**ENERGY CONSUMPTION AND DEMAND
MANAGEMENT VIA WSN IN SMART
CONDITIONING SYSTEM**

Candidate:

Advisor:

**College of Computer Science and Technology
Zhejiang University of Technology
Apr. 2015**

浙江工业大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的研究成果。除文中已经加以标注引用的内容外，本论文不包含其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果，也不含为获得浙江工业大学或其它教育机构的学位证书而使用过的材料。对本文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人承担本声明的法律责任。

作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权浙江工业大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

作者签名： 日期： 年 月 日

导师签名： 日期： 年 月 日

基于 WSN 的智能空调能耗与需求管理的算法研究

摘 要

无线传感网作为物联网技术体系中一种重要的数据感知技术，伴随着近年物联网的迅猛发展而得到广泛的应用，其中在智能型生活空间领域也有诸多相关的学术研究和工业应用。智能型生活空间的研究的两个主要目标分别是提高环境舒适度和自动化节能。

本文研究了智能型生活空间中的能耗控制与用户需求管理问题，针对空调系统的多用户不同温度诉求的问题，结合 WSN 技术、计算智能、机器学习等技术建立一套基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调控制模型，将最大化多用户满意度和最小化节能费用支出同时作为优化目标。

首先本文简单介绍了无线传感网络技术与智能型生活空间的概念及其关系，总结对比了国内外在空调智能化方面的研究与工业应用，并提出了目前研究尚未考虑的多用户不同需求的问题，同时也集中介绍了本文后续研究会使用到的一些关键技术。

然后本文研究了控制环境下的用户需求模型，并提出了智能型生活空间下用户对温度的连续性舒适度模型。基于用户温度舒适度模型，本文提出了一种多用户不同温度诉求场景下基于无线传感网的智能空调控制模型。在模型构建过程中，本文还研究了多空调复杂环境下的功率-温度映射关系的多种方案，为了能快速响应用户需求，同时也提出了基于粒子群改进的功率调度算法。

同时本文依据前面的模型设计了一套基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调系统，分别从系统的架构、系统软件架构以及控制服务模块三个方面阐述了设计思路并仿真实现了系统的控制服务模块。

最后通过仿真实现的控制服务模块进行了仿真实验的设计，并通过多维度的实验结果的对比和分析，评估了本文提出的智能空调控制模型在提高用户总体舒适度和节能效果。

关键词：WSN，智能空调，多目标规划，机器学习，改进粒子群

ENERGY CONSUMPTION AND DEMAND MANAGEMENT VIA WSN IN SMART CONDITIONING SYSTEM

ABSTRACT

Wireless sensor network (WSN) is an important way to acquire data in the Internet of things technology system. With the rapid development of Internet of things in recent years, WSN has been widely used, including in the field of smart life space. Enhancing environmental comfort and energy saving are the two main goals of smart life space.

This paper studies the energy consumption management of smart life space. Considering user demand for air conditioning system in the different temperature, this paper tries to combine WSN technology and computational intelligence to establish a set of intelligent air conditioning control model based on the demand management of multiple users via WSN.

First of all, this paper simply introduces the wireless sensor network technology and smart life space, summarizes domestic and foreign research about smart conditioning, put forward that the current research has yet not considered of the problem of multi-user needs.

Then this paper studies the user requirement model in the control environment and put forward the continuity of temperature comfort model in the smart life space. Based on user comfort temperature model, this paper proposes a control model of smart conditioning via wireless sensor network considering more users in different temperature appeal. At the same time, according to the previous model based on WSN the paper has designed a smart air conditioning control system, respectively including the system architecture, system software architecture and control service module.

Finally, through the simulation design of control service module and the simulation experiment, we evaluate the smart conditioning control model proposed in this paper that it can raise the overall comfort of life space and save energy effect.

Key Words: Wireless sensor networks, Smart conditioning, Multiple-objective programming, Machine learning, PSO

目 录

摘要.....	i
第 1 章 绪论.....	1
1.1 WSN 与智能生活空间以及能耗管理.....	1
1.1.1 WSN 技术简介.....	1
1.1.2 智能型生活空间简介.....	2
1.1.3 智能型生活空间的能耗与需求管理.....	4
1.2 研究目标与研究内容.....	4
1.2.1 研究目标.....	4
1.2.2 研究内容.....	5
1.2.3 技术路线和方法.....	5
1.2.4 论文组织.....	6
第 2 章 相关研究及关键技术.....	7
2.1 空调智能模型的相关研究.....	7
2.1.1 基于人工智能的单一化空调控制模型.....	7
2.1.2 基于 WSN 的智能空调控制模型.....	9
2.1.3 基于物联网的智能空调控制模型.....	9
2.1.4 空调智能化相关研究的总结.....	10
2.2 本文涉及到的关键技术.....	10
2.2.1 函数最优化与计算智能算法.....	11
2.2.2 机器学习与线性回归.....	12
2.2.3 人工神经网络与 BPNN.....	14
2.3 本章小结.....	14
第 3 章 基于 WSN 的智能空调能耗与需求管理.....	16
3.1 多用户不同温度需求场景.....	16
3.2 系统模型抽象和问题公式化.....	18
3.2.1 系统角色抽象与假设.....	18
3.2.2 用户的温度舒适度模型.....	19
3.2.3 模型目标公式化.....	20
3.2.4 模型的多目标规划的分析.....	22
3.3 空调的功率-温度模型的分析.....	23
3.3.1 空调流场与温度场的问题.....	23
3.3.2 基于线性回归的功率-温度模型.....	24
3.3.3 基 BP 神经网络的功率-温度模型.....	25
3.3.4 基于实测数据的模型分析.....	27
3.4 模型运作机制.....	29

3.5	基于改进粒子群的功率调度算法.....	31
3.5.1	粒子群优化算法框架.....	31
3.5.2	基于改进粒子群的功率调度算法.....	32
3.5.3	其他智能寻优方法的分析.....	34
3.6	本章小结.....	36
第 4 章	智能空调系统的设计与仿真实现.....	37
4.1	系统设计.....	37
4.2	系统仿真实现.....	41
4.3	本章小结.....	44
第 5 章	实验设计与结果分析.....	45
5.1	实验环境构建与方案设计.....	45
5.2	试验结果分析与评估.....	47
5.2.1	实验训练数据集的分析.....	47
5.2.2	智能空调控制模型的实验评估.....	48
5.2.3	目标与 PCPSO 的改进评估.....	50
5.3	本章小结.....	52
第 6 章	总结与展望.....	53
6.1	总结.....	53
6.2	未来研究方向.....	53
参考文献.....		55
致谢.....		57
攻读学位期间参加的科研项目和成果.....		58

图索引

图 1-1	传感器网络的应用体系结构.....	1
图 1-2	智能建筑集成系统物联网框架图.....	3
图 1-3	智能家居体系结构.....	3
图 2-1	基于 BP 神经网络与人体舒适度的控制模型.....	9
图 2-2	物联网空调的结构图.....	10
图 2-3	函数优化问题.....	11
图 2-4	局部最优解.....	12
图 2-5	人工神经元结构.....	14
图 3-1	多用户不同温度诉求的场景.....	16
图 3-2	基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调系统体系结构.....	17
图 3-3	连续型的温度舒服度函数.....	20
图 3-4	基于 BP 神经网络的温度功率模型.....	25
图 3-5	实验数据测试环境.....	27
图 3-6	实验环境测试设备.....	27
图 3-7	基于 BP 神经网络与基于线性回归在测试集的 MAE.....	29
图 3-8	基于 WSN 的智能空调运行过程.....	30
图 3-9	粒子群最优化算法流程框架.....	32
图 3-10	PCPSOX 的算法流程图.....	33
图 4-1	基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调系统架构图.....	37
图 4-2	系统的软件功能结构图.....	39
图 4-3	控制服务模块的详细设计.....	40
图 4-4	控制服务模块的代码结构.....	42
图 4-5	训练模块主要类设计.....	43
图 4-6	执行模块主要类设计.....	43
图 5-1	传感器网络体系.....	45
图 5-2	各传感节点上基于 BP 神经网络的测试 MAE.....	48
图 5-3	不同方案下用户群体的舒适度的总和.....	48
图 5-4	不同方案下空调终端的功率的总和.....	49
图 5-5	不同方案下单位电能效用的对比.....	50
图 5-6	不同 α 取值以及与改进的 PCPSO 算法的单位电能效用对比.....	51

表索引

表 3-1	三位置的实测数据.....	28
表 3-2	四种常用群体进化算法的优缺点比较.....	35
表 5-1	5 位用户的偏好温度和位置信息.....	46
表 5-2	5 个传感节点的位置信息.....	46

第1章 绪 论

近年来，物联网和云计算产业蓬勃发展，它们的创新应用在变革着许多传统产业，这也成为全国甚至全球经济新的增长点。无线传感网络作为全面感知的一项重要技术已经被应用到诸多领域，包括智能电网、智能交通、现代物流、精细农业、公共安全、智能医疗、环境监测等，而智能型生活空间也是其中一项很重要的应用领域^[1]。本文主要针对智能型生活空间中多空调终端系统的智能化问题展开深入的研究，并结合无线传感技术提出一套多终端多用户不同温度诉求的智能型空调功率控制模型。本章下面的内容将从 WSN 与智能生活空间以及能耗管理、研究目标与研究内容两个方面阐述本文的绪论部分。

1.1 WSN 与智能生活空间以及能耗管理

1.1.1 WSN 技术简介

无线传感器网络是由安置在目标检测区域内的具有通信与计算能力的智能型微型传感器节点通过无线通信和自组织的形式构成的网络，这些传感器节点电容量有限而又较廉价，具备分布式传感和处理、多跳传输以及无线通信的特点^[2]。其应用的体系结构如图 1-1 所示。

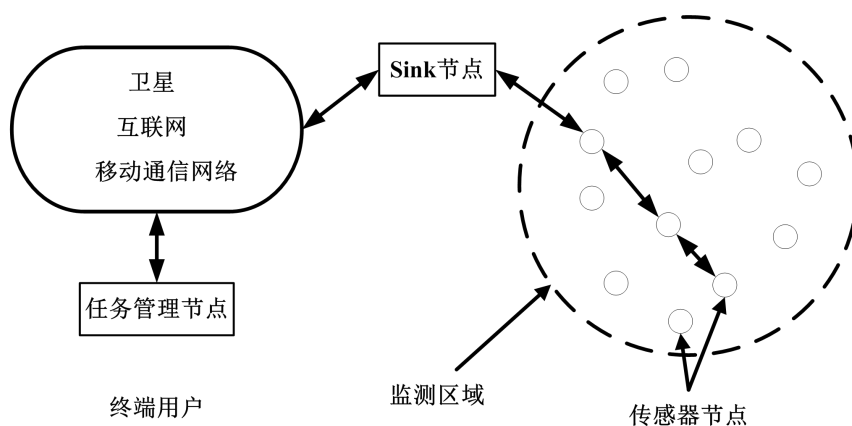


图 1-1 传感器网络的应用体系结构

无线传感器网络的主要应用领域集中在军事、医疗、环境以及工程项目上。在军事方面，不仅对传感器网络的通信质量要求很高，对节点的要求也很高，节点要能感知由于枪

声或者爆炸声而引起电磁波、光、压力和声音等物理量的变化，例如文献[3]指出参加高风险救援活动的士兵都会佩戴特定的传感器节点，以追踪和保护其人身安全；在医疗保健方面，主要涉及到各类医疗监测参数^[4]，比如病人的各种生理数据，比如医生和患者的行为数据，再比如对药物的监管等，例如文献[5]提出一种基于用户身份验证的无线医疗传感器网络，传感器节点采集到病人身上的相关数据后，会传送给医生、护士等专业人士以确保患者的医疗生命体征是安全的并且不暴露给未经授权的人；在环境检测方面，涉及到停车位监测^[8]、道路监测^[9]、海洋环境监测^[10]、森林防火监测^[11]、地震监测^[12]、动物栖息地监测和降雨量监测^{[14][15]}等，例如文献[8]提出了一种基于无线传感器网络的智能停车位控制系统的实现方案，在节点模块中增加超声波传感器模块，车位指示灯的开启与关闭由传感器检测到的超声波强弱来决定，以此判断监测区域内是否有车辆进入。

通过对无线传感器网络应用的分析，可以看到无论是何种应用，都是将无线传感网络作为信息感知和传输的基础设施，利用了无线传感网的自组织、可靠性等特性。本文将无线传感网络作为实现智能型生活空间中实时动态收集环境参数的实现方式，也是考虑到WSN具有这些特性。

1.1.2 智能型生活空间简介

信息技术领域日新月异，随着物联网的概念被提出来，云计算技术的日益成熟以及移动互联网与大数据时代的到来，有关人们日常生活的衣食住行等方面都在发生着显著的变化。智能型生活空间的概念的提出也表明人类的生活空间正在逐步智能化^[12]。其实智能型生活空间是一个很广泛的概念，涉及了与个人相关的家居生活空间和公共活动相关的办公环境等。下面将从智能建筑与智能家居两方面简单介绍智能型生活空间。

智能建筑是指通过将建筑物的结构、设备、服务和管理根据用户的需求进行最优化组合，从而为用户提供一个高效、舒适、便利的人性化建筑环境。智能建筑的技术基础是各计算机与信息技术的综合运用。

建筑物智能化的目的一方面是为在建筑中的人们提供舒适安全工作学习环境，另一方面是能够帮助财产的管理者和拥有者节约费用开支从而得到更大的利益回报，所以在智能建筑系统的解决方案也会涉及到人工智能、运筹学等学科，其中应用方面较多的是基于模糊逻辑、人工神经网络、专家系统、遗传算法等理论以及自适应控制、自学习控制等技术。目前相关领域的研究也都有涉及，例如文献[15]，利用神经网络模型并结合专家系统设计了一套火灾预警系统；例如文献[16][17]，结合模拟退火和遗传算法提出了一套中央空调的智能控制模型等。

相关标准将建筑的智能化定义为是用楼宇自动化系统(BAS)、办公自动化系统(OAS)以及通信自动化系统(CAS)三类系统共同构建的智能系统。物联网的体系架构从感知互动层、网络传输层到应用服务层为智能建筑的解决方案提供了关键的技术支持,如图 1-3,展示了智能建筑集成系统物联网框架^[14]。

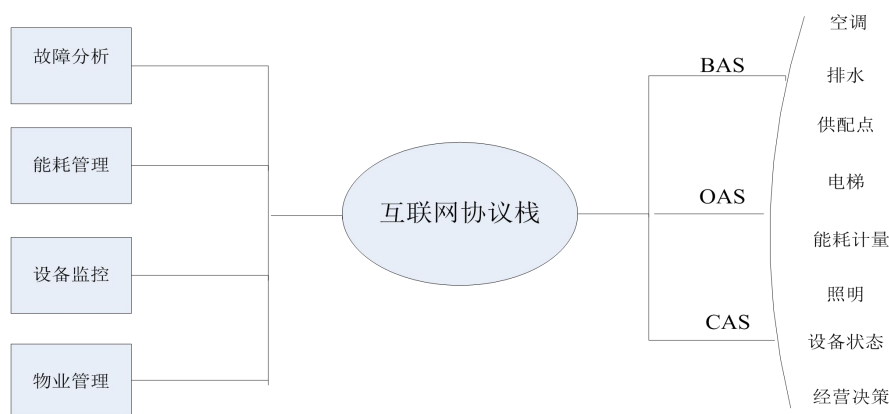


图 1-2 智能建筑集成系统物联网框架图

智能家居的概念也是近年被提出并得到快速发展的。关于智能家居的定义还没得到统一,但是从它的作用、功能以及运用的技术等方面,我们大致可以这样定义:智慧家居以住宅为平台,综合利用布线技术、安全防护技术、网络信息技术、自动化控制技术、音视频技术等将与家居生活有关的设施进行集成从而构建出高效的住宅设施的管理系统^[18]。如图 1-4 所示,简单地表示了智能家居体系结构。



图 1-3 智能家居体系结构

1.1.3 智能型生活空间的能耗与需求管理

不管是在智能家居中还是在智能建筑中,极大减少能源损耗都是作为生活空间智能化的主要目标,同时如何提高人们生活空间的舒适度也是一个重要的研究课题。所以我们可以这样总结生活空间的智能化问题,其实包含了两个目标:其一,降低成本;其二,提高效率。降低成本就是要节能,减少能源的消耗主要指电能;提高效率就是要增加单位能耗的效用,在智能生活空间中可以理解为当耗能一定的情况下极大地提高用户的环境舒适度,这就涉及到生活空间智能化中能耗和用户需求的问题。

智能生活空间下的用户需求是指用户想要完成某些项任务或想要获得某种特定的服务需要的能源支持,例如用户想要获取制冷服务就需要开启空调,用户想要热水就需要通过开启电热壶等。能耗管理是指为了满足用户的需求就需要对能源进行合理的分配或调度,而用户的需求比较复杂的,有些场景涉及到多用户的多需求。从两者的目标来看,能耗管理是为了减少能耗而用户需求管理为极力满足用户对需求的满意度,从表面上看两个目标是独立的,但本质上是基于能耗的调度,所以它们的目标在一定程度上是对立的,这样就需要采用某种合理的模型机制来平衡能源和需求管理从而满足用户需求又能达到有效节能目标,这也正是本文研究的课题。

1.2 研究目标与研究内容

1.2.1 研究目标

电能过度消耗与能源短缺已经成为一个全球关注的问题。根据文献[20],三分之一以上的电能被消耗到供热通风与空气调节系统中,这其中包含了与加热,制冷等相关的设备。实际上,在日常生活中,空调用电占据居民生活用电的很大部分。因此,基于特定应用场景利用某种技术手段获取场景的上下文信息,并通过对场景上下信息进行分析,通过自动化的决策来调度空调系统的功率对减少电能的消耗会起到很大的作用。

当前针对空调控制系统智能化的研究主要集中在三方面:其一,通过训练 PMV 模型极大地提高场景中用户的舒适度;其二,在大型空调控制系统的工作流程环节引入各种智能计算模型来优化某些步骤从而到达节能的效果;其三,通过移动互联网技术将空调系统接入互联网,用户可以利用智能移动终端实现远程控制。

本文的研究对象是多用户不同温度诉求的场景下的多空调终端系统的能耗调度与用户需求管理问题。利用无线传感网络来周期性地收集场景的上下文信息,通过分析学习,将满足多用户的不同温度需求和节约电能能耗开支同时作为优化的目标进行能耗调度。

1.2.2 研究内容

本文研究了智能生活空间的用户需求问题，提出了用户基于温度的连续性舒适度模型。在多用户不同温度诉求场景下，本文提出了基于无线传感网的智能空调能量调度模型。在上述模型场景中，一定数量的无线温度传感器被布置在场景中，周期性地采集温度信息并反馈给后台服务器，功率调度模型将同时考量两个目标：极小化电能费用支出和在保证每个用户最低舒适度情况下极大化多用户群体温度舒服度的总和。

本文提出的智能空调的能耗调度模型的运行分两阶段：训练阶段，该阶段需要利用机器学习算法拟合出多空调终端的功率-温度映射函数；执行阶段，该阶段需要根据构建的目标函数快速找出的最优的功率调度方案。

综上所述，本文的研究内容如下：

- (1) 用户的温度-舒适度模型的研究；
- (2) 利用机器学习算法拟合多空调终端的功率-温度映射关系的研究；
- (3) 结合问题利用加权思想来解决多目标规划问题的研究；
- (4) 基于改进的计算智能算法来快速求解非凸问题的研究；
- (5) 基于 WSN 的智能空调系统模型的设计与构建。

1.2.3 技术路线和方法

根据本文的研究目标与研究内容，本文的技术路线包括以如下：

- (1) 通过 ZigBee 协议来构建采集温度的无线传感网络，获取环境中特定位置的温度，收集训练数据，并通过网络存储到服务器中。
- (2) 根据收集的数据集，选择合适的机器学习算法来拟合出特定场景下的多空调终端的功率-温度映射关系。
- (3) 提出合适的用户温度舒适度模型，并根据用户上传的个性化温度并通过合理的参数设置，构建用户个性化的温度舒适度模型。
- (4) 建立多用户不同温度需求的多目标规划模型。
- (5) 提出基于改进粒子群的功率调度算法用于快速寻找模型目标的最优调度方案。
- (6) 通过分析需求和场景约束，设计系统原型，并通过实验方案的设计验证模型的有效性。

1.2.4 论文组织

本论文的章节内容安排如下：

第 1 章为绪论。前半部分关于无线传感网与智能型生活空间的相关概念，引出对智能空间中的能量与需求管理的问题，后半部分关于本文的研究目标和研究内容。

第 2 章为相关研究及关键技术。相关研究部分主要是分类阐述了目前国内外对空调系统智能化的相关研究，同时提出了研究现状考虑因素的欠缺；关键技术部分是集中介绍本文后续研究过程中涉及到的关键技术点。

第 3 章为基于 WSN 的智能空调能耗与需求管理。分别从系统模型的抽象和问题公式化、空调的功率-温度模型分析、模型运作机制、基于改进粒子群的功率调度算法等方面详细阐述了本文提出的基于无线传感网技术构建的智能空调功率调度模型。

第 4 章为系统的设计与仿真实现。对本文所提出模型分别从系统架构、软件架构以及控制模块三个维度进行了系统设计，最后还在 Java 平台上仿真实现了系统最核心的控制服务模块。

第 5 章为实验设计与结果分析。首先构建和设计了实验环境和实验方案，并提出了评估模型有效性的评估指标，然后通过实验结果分析和评估从多维度验证了本文提出的智能空调的功率调度模型的有效性。

第 6 章为总结与展望。对本文的研究工作进行了全面总结，同时对存在的问题和未来的研究方向进行展望。

第 2 章 相关研究及关键技术

本章主要关于空调智能模型的相关研究与本文后续研究涉及到的关键技术点。首先通过归纳分类总结了目前国内外关于空调系统的智能化的相关研究与工业应用,主要的空调控制模型从网络的使用角度上可以划分成三类:基于人工智能的单一化空调控制模型、基于 WSN 的智能空调控制模型、基于物联网的控制模型,并提出研究或应用中欠考虑的多用户不同温度诉求的问题;然后介绍本文后续研究过程中涉及到的关键技术点,包括计算智能、机器学习、BPNN 等;最后对本章内容进行了简单的小结。

2.1 空调智能模型的相关研究

传统意义上, PID (Proportional 比例-Integral 积分-Derivative 微分) 控制器^[23]是一个通用的调控机制。PID 控制器试图通过反馈机制纠正测量和期望值之间的误差,是一种通用的控制回路的反馈机制。当被设置合适的参数时, PID 控制器可以快速收敛。然而, PID 控制器对空调的控制是不适合的,因为温度需要一个比较长的时间才能达到稳定状态。例如,当我们打开空调,室内温度需要的一定的时间才会达到稳定状态。

空调智能化的相关研究或工业应用的时间并不长,也是伴随着最近几年信息技术的快速发展,一些新的空调智能化控制机制才被提出的,本文根据空调控制系统是否采用网络控制将其分为单一化智能空调控制模型和网络化空调控制模型。单一化智能空调控制模型主要综合利用一些人工智能算法使空调的控制器智能化,它的运作机制是基于单个控制系统不存在着网络的交互。针对网络化空调控制模型的运用的网络类型又可以分为基于 WSN 的智能控制模型和基于物联网的智能空调控制模型。本文从基于人工智能的单一空调控制模型、基于 WSN 的智能空调控制模型以及基于物联网的控制模型分别进行阐述。

2.1.1 基于人工智能的单一化空调控制模型

基于人工智能的单一化空调控制系统会综合利用一些智能化的算法模型构建控制系统,在研究和应用中运用比较多的包括:人工神经网络、模糊逻辑控制、专家规则等。从使用智能模型的目标来划分,一般可以划分成来两类:节能控制和提高人体舒适度。

从节能控制角度,模型的目标是以最小化空调系统中能源的消耗,主要是为节约电力

费用支出，这些研究主要针对于大型的中央空调控制系统。

文献[24]，针对传统中央空调由于具有大滞后和大惯性特征，会造成系统供给的能量与负载不匹配而浪费大量电能的问题，提出了一种基于人工神经网络模型的预测控制方法，通过预测未来一段时间内的能量需求，实现实时地调节控制策略。

文献[25]，为了提高传统的基于 PID 的空调控制器，采用改进的模糊神经网络和 PID 控制结合的控制策略，设计了一种基于 FPAA 芯片的模糊神经网络 PID 控制器。

文献[26]，通过建立中央空调水系统的能耗模型，提出了一种混合遗传算法模拟退火算法对中央空调水系统优化模型进行优化。

从提高人体舒适度的角度，模型的目标是极大地提高环境的舒适度，现在普遍以国际上公认的描述室内热环境的指标 PMV（Predicted Mean Vote）。它是人们对热温度舒适度投票平均值确定的指标，基本符合人们对环境的适应度^[27]。

文献[28]，设计了一种基于神经网络与模糊控制人体舒服度的智能空调控制机制。它的实现可以概括成三部分，首先选取人体舒适度合适的指标作为控制目标，然后利用神经网络训练出特定用户的 PMV 模型，并利用训练的模型预测用户在特定状态的 PMV，最后利用模糊控制技术将空调保持在 PMV 值的最佳位置。

文献[29]，主要研究空调的 PMV 的预测问题。针对 BP 网络预测 PMV 指标训练过程收敛过慢的问题，文章将粒子群算法引入到 BP 神经网络训练的过程中，从而加快 BP 模型的训练速度。

文献[30]，研究了热舒适指标，采用 BP 神经网络预测 PMV，结合动态热舒适控制给出了一套家用空调结合个人风扇的温度和风速的动态控制方案。例如图 2-1 是一种典型的基于 BP 神经网络与人体舒适度（PMV）的控制模型。BP 网络模型分成三层：输入层，隐含层和输出层。输入参数一般可以考虑如下维度：1）人体活动量，2）衣着情况，3）室内空气温度，4）空气湿度，5）空气流动速度，6）平均辐射温度，7）节能控制，8）光波设备控制，9）用户选择控制。输出是基于当前输入参数计算得到的空调控制水平。

基于人工智能的单一化空调控制模型侧重于单个空调终端的智能化，通过模型的学习构建单个终端对环境的最优反应，而没有考虑需要多空调终端协调决策对场景做出最优反应的情况。

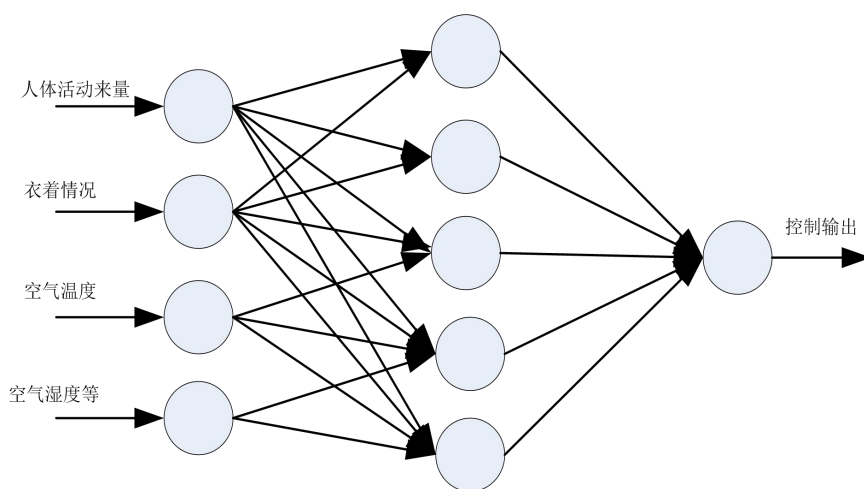


图 2-1 基于 BP 神经网络与人体舒适度的控制模型

2.1.2 基于 WSN 的智能空调控制模型

基于 WSN 的智能空调控制模型的应用和研究比较少，以前的应用采用的传感器比较少，这样就不需要构建网络直接就可以采集数据，但为了能采集更多更准确的数据就需要部署多个传感节点，这样数据的传输就需要通过构建传感网来实现。基于 WSN 的智能空调控制模型，利用了无线传感网强大的环境感知和数据传输能力可以实时实地获取精确地点的精准数据，所以控制器就可以通过覆盖面更广的无线传感器网络来采集某些时候不同区域的环境参数，从而可以综合调控达到更有效的节能和对用户需求更加准确的响应。

文献[31]，提出了利用无线传感器技术在家居环境中部署多个传感器，这样取代以前的一个房间一个传感器的情况，然后在控制部分建立了一个简单的优化模型来控制每个房间空调的关闭或启动。通过实验论证了采用多传感节点的数据收集方式能够节约 17% 的电能，在舒适度优化上提高用户 4% 的满意。

2.1.3 基于物联网的智能空调控制模型

物联网空调是通过传感设备，按约定的协议直接对空调终端进行信息交换和通讯，以实现智能化识别、跟踪、监控和管理的一种网络空调^[32]。它的应用场景包括：室内环境安全检测、智能优化空气质量、智能故障检测报警等。如图 2-2 所示，是物联网空调的系统结构图。基于物联网的智能空调通过智能网关接入互联网，这样移动智能终端可以随时随地对空调进行远程的控制，同时接入互联网后，可以利用云计算平台强大的计算能力结合收集的用户日常使用偏好可以使物联网空调更加智能化和个性化。



图 2-2 物联网空调的结构图

物联网空调其实也是伴随着近年智能设备终端、3G 网络还有云计算服务产业的兴起而发展起来的。在工业界，一些大的空调厂商和云计算服务厂商联合推出了物联网空调。2014 年 3 月份，美的与阿里云联合推出物联网智能空调^[33]，它能支持人机交互的多种交互模式，例如定时预设、语音、二维码等。其他的一些厂商还包括海信和海尔也纷纷推出了各种功能丰富的智能空调产品。

2.1.4 空调智能化相关研究的总结

综上所述，可以发现这些研究或应用都没有考虑多用户不同的温度诉求的场景，也就是在多用户的空间中，每个用户对温度都有自己的温度最佳期望，例如在现代大型办公区域，不同用户因为自身体质情况、工作状态、着衣服情况等，对舒适温度有自定义的偏好，同时场景中存在着多空调终端系统，可以通过对多空调终端的功率调度来调整区域温度尽量满足用户需求。

因此，本文针对多用户不同温度诉求的场景，利用部署在场景中的传感节点组成无线传感网络收集上下文的温度信息，通过分析和学习构建智能空调功率调度模型，多空调的终端的功率调度方案基于极大化多用户群体温度诉求的满意度，同时将节约电能支出作为优化的目标。

2.2 本文涉及到的关键技术

本文后续的研究中会涉及到如何将多目标合理转成模型的评估函数，如何在非凸问题进行快速求解，如何拟合多空调终端的功率-温度映射关系等问题，这些综和运用到包括计算智能算法，机器学习以及 BPNN 等模型的知识，所以接下来就这些关键技术点做些

简单的背景阐述。

2.2.1 函数最优化与计算智能算法

最优化问题是人们在科学研究和生产过程中经常遇到的问题。人类所从事的一切生产或社会活动均是有目的的，其行为总是在特定的价值观或审美取向的支配下进行的，因此经常面临求解一个可行的甚至是最优的决策方案问题，这就是最优化问题。

最优化问题的求解模型如公式（2.2.1）所示：

$$\min f(\mathbf{x}), \mathbf{x} \in D \quad (2-1)$$

其中 D 是问题的解空间， \mathbf{x} 是 D 中的一个合法解。一般可将 \mathbf{x} 表示为 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，表示一组决策变量。最优化问题就是在解空间中寻找一个合适的解 \mathbf{x} ，使得 \mathbf{x} 对应的函数映射值 $f(\mathbf{x})$ 最小^[34]。

函数最优化问题对应的决策变量均为连续变量，如图 2-4 所示，是优化问题 f 的目标函数值取于其对应的连续变量 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的取值^[35]。本文关于目标函数的求解也是这类问题，需要优化的变量向量的取值在某个连续的区间上的值，因此对每个变量进行枚举是不可能的。在这种情况下，如果想快速求解，需要借助计算智能算法。

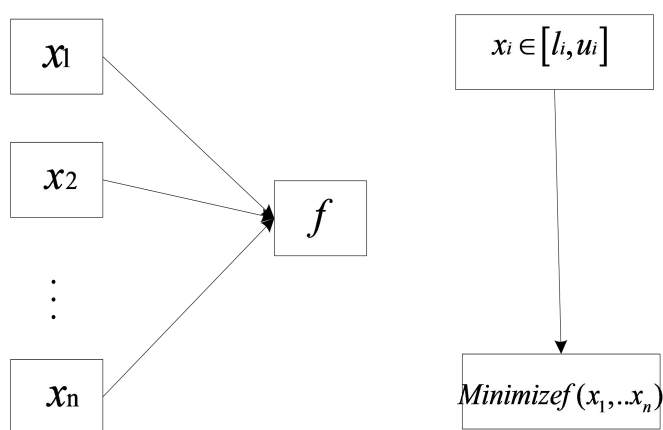


图 2-3 函数优化问题

对于 NP 问题，传统的精确算法根本无法在可以忍受的时间内求解，因此，为了在求解时间和求解精度上取得平衡，计算机科学家们提出了形形色色具有启发式的计算方法，这些算法希望通过模拟人类的智慧或大自然的规律实现对问题的优化求解，从而在可接受的时间内获得可接受的解^[36]。

本文在后续模型的目标函数的求解中，使用了进化计算中的粒子群优化算法的思想。在传统的最优解搜寻算法中，一般比较容易“陷入”局部最优解，如图 2-4 所示。而进化计算利用了群体智慧和某种随机控制策略可以在寻优过程中跳出局部最优解。

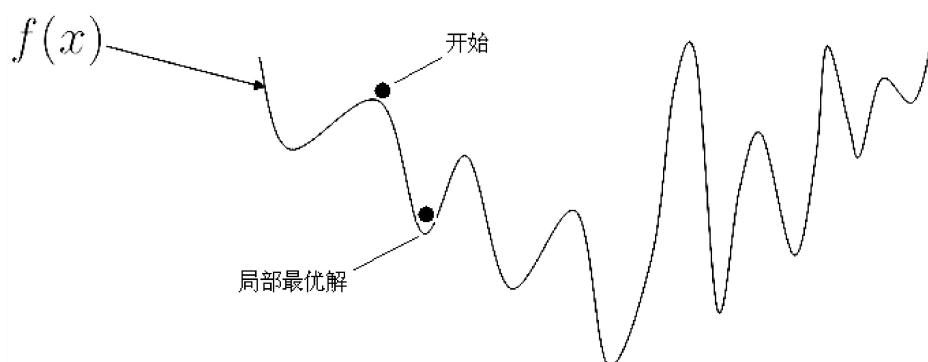


图 2-4 局部最优解

2.2.2 机器学习与线性回归

● 机器学习简介

下面将介绍机器学习的数学表述形式，已知给定系统的输入 x 与输出 y ，它们之间的关系可用一个联合分布函数 $F(x, y)$ 表示^[38]。根据联合分布函数

$$F(x, y) = F(x)F(y|x) \quad (2-2)$$

抽取出的 l 个独立且同分布的样本 $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$ 构成训练集。

学习的目标就是在函数集 $f(x, \alpha)$ ， $\alpha \in \Lambda$ （ Λ 是参数集合）上寻找参数 α_0 使期望风险 $R(\alpha_0)$ 最小，即

$$\min R(\alpha) = \int L(y, f(x, \alpha)) dF(x, y) \quad (2-3)$$

其中， $f(x, \alpha)$ 就是学习的函数集， $L(y, f(x, \alpha))$ 为用 $f(x, \alpha)$ 对 y 进行预测的损失函数，根据对损失函数的定义，机器学习问题可由三种基本问题构成：模式识别、回归估计和概率密度估计^[39]。特别的，对于回归估计问题，损失函数定义为：

$$L(y, f(x, \alpha)) = (y - f(x, \alpha))^2 \quad (2-4)$$

采用的是最小平方误差准则，本文的机器学习算法的应用将主要涉及到回归预测问题。

● 线性回归模型

线性回归是机器学习中回归分析的一种应用非常广泛的模型。线性回归(Linear Regression)是利用称为线性回归方程的最小平方函数对一个或多个自变量和因变量之间

关系进行建模的一种回归分析^[40]。最简单的一种形式是一元线性回归，形如：

$$y = ax + b \quad (2-5)$$

对于给定的数据集，需要寻找函数 $y = ax + b$ 能极大地拟合训练的数据。

结合回归的损失函数（2-11），可以定义损失函数：

$$L(a, b) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (y^i - f(x^i))^2 \quad (2-6)$$

$L(a, b)$ 是变量 a, b 的函数，故我们的目标就成了获取使 $L(a, b)$ 值最小时的 a, b 的值。通过最小二乘法，可以求取参数^[41]，具体公式如下：

$$\begin{cases} b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \bar{x}^2}, \\ a = \bar{y} - b \bar{x}. \end{cases} \quad (2-7)$$

对于线性方程一般的形式，可以用下面公式表示：

$$f(\mathbf{x}) = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_n x_n \quad (2-8)$$

将 x_{ij} 记作数据矩阵 \mathbf{A} ，参数 b_j 记做参数向量 \mathbf{b} ，观测值 y_i 记作 \mathbf{y} ，则线性方程组又可写成：

$$\begin{bmatrix} 1, x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1q} \\ 1, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2q} \\ \vdots \\ 1, x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nq} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

$$\text{即 } \mathbf{Ab} = \mathbf{Y} \quad (2-10)$$

采用最小二乘法的损失函数，上述方程的目标函数可表示：

$$\min \|\mathbf{Ab} - \mathbf{Y}\|^2 \quad (2-11)$$

根据最小二乘法矩阵的求解^[42]，参数向量 \mathbf{b} 表示如下：

$$\mathbf{b} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H \mathbf{Y} \quad (2-12)$$

2.2.3 人工神经网络与 BPNN

人工神经网络是由模拟神经元组成的，可把 ANN 看成是以处理单元为节点，用加权有向弧相互连接而成的有向图。在简单的人工神经网络模型中，用权重和乘法器模拟突触特性，用加法器模拟树突的相互作用而且与阈值的比较用来模拟细胞体内电化作用产生的开关特性。如图 2-6 所示，表示 ANN 神经元的组成示意图^[44]。

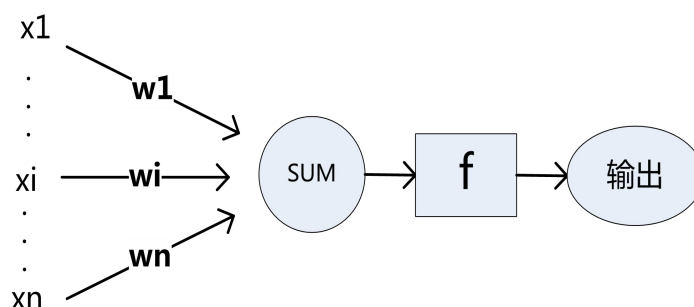


图 2-5 人工神经元结构

其中 x_i 表示是来自其他神经元的输入， w_i 表示相应的网络连接权重，各个输入乘以相应的权重，然后相加，把所得总和与阈值比较，当大于阈值输出为 0；否则输出为 1。

神经网络需要一个学习训练的过程，目的是通过学习不断地调整和修正网络参数。神经网络的学习包括学习方法和学习规则两个方面。学习方法按照有无监督来分类，可以分成有监督学习，无监督学习以及再励学习等几类。根据网络结构的不同和学习算法的区别，人工神经网络可以分成很多种不同的类型，其中向后传播学习的前馈神经网络应用最为广泛。在 BPNN 中，向后传播是一种学习算法，体现为 BPNN 的训练过程，该过程是需要监督学习的；前馈型网络是一种结构，体现为 BPNN 的网络架构。

人工神经网络模型可以被应用于聚类、分类、预测等，BPNN 是一种应用非常广泛的人工神经网络，在学术研究和工业应用都使用普遍。在本文后续的拟合功率-温度模型中，本文也将 BPNN 作为一种待选的拟合方案。

2.3 本章小结

本章的前半部分主要是总结目前国内外关于空调系统的智能化的相关研究与工业应用，本文根据空调系统控制机制利用网络的情况将空调的智能化模型划分成三类：基于人工智能的空调控制模型、基于 WSN 的智能空调控制模型以及基于物联网的控制模型，并

且提出了目前研究或应用中欠考虑的多用户不同温度诉求的场景；本章节的后半部分介绍了本文后续的研究过程中涉及到的关键技术包括了函数最优化与计算智能算法、机器学习理论与线性回归以及人工神经网络与 BPNN 三方面，为下文的研究做技术铺垫。

第3章 基于 WSN 的智能空调能耗与需求管理

本章针对多用户不同温度诉求场景下的多空调终端系统的能耗与需求管理问题,提出了一种基于 WSN 的智能空调功率调度模型。详细的阐述将从需求场景的抽象、系统模型公式化、多空调终端的功率-温度映射关系分析、模型运行机制以及基于改进粒子群的功率调度算法五个方面进行。

3.1 多用户不同温度需求场景

在日常生活中,我们经常会碰到这种情况:在一个房间里面,有一台空调终端用于制冷,有多人在里面办公或开会,经常坐在空调附近的人会偏向于将空调的预设温度调高些,而离空调比较远的人偏向于将预设温度设置较低。这里就存在着一个多用户不同需求需要被满足的问题。

本文将讨论一般化的问题,在现代建筑的大型办公区,有多用户办公,同时办公区域存在多个空调终端进行制冷,但是不同的用户又不同的温度需求。这种场景可以抽象如图 3-1 所示:



图 3-1 多用户不同温度诉求的场景

图 3-1 表示的场景可以这样描述：在工作区域中分布着多个工位，多个工位按规则分布，但稀疏不一致，区域中有多个空调终端，用于环境的制冷或制热，用户根据自己的体质、着衣情况或工作状态对自己周围环境的温度有自定义的范围需求。

那么如何通过环境感知来快速调整空调来满足多用户不同的温度需求，而同时追求用电费用支出最小化的目标呢？一个合理的空调能耗控制方案应该能获得一个“双赢”的结果：其一，对于用户而言，每个用户尽可能获取到自己的最佳温度舒适度；其二，对于管理者而言，尽量减低空调系统的电费支出。

本文尝试设计这样一种空调功率调度方案：通过调节各空调终端的功率以期待能同时满足极大化场景中所用用户的温度的舒适度和极小化空调系统总的用电功率消耗。本文将无线传感网络作为获取环境上下文信息的方式，设计了如图 3-2 的智能空调的功率调度方案：

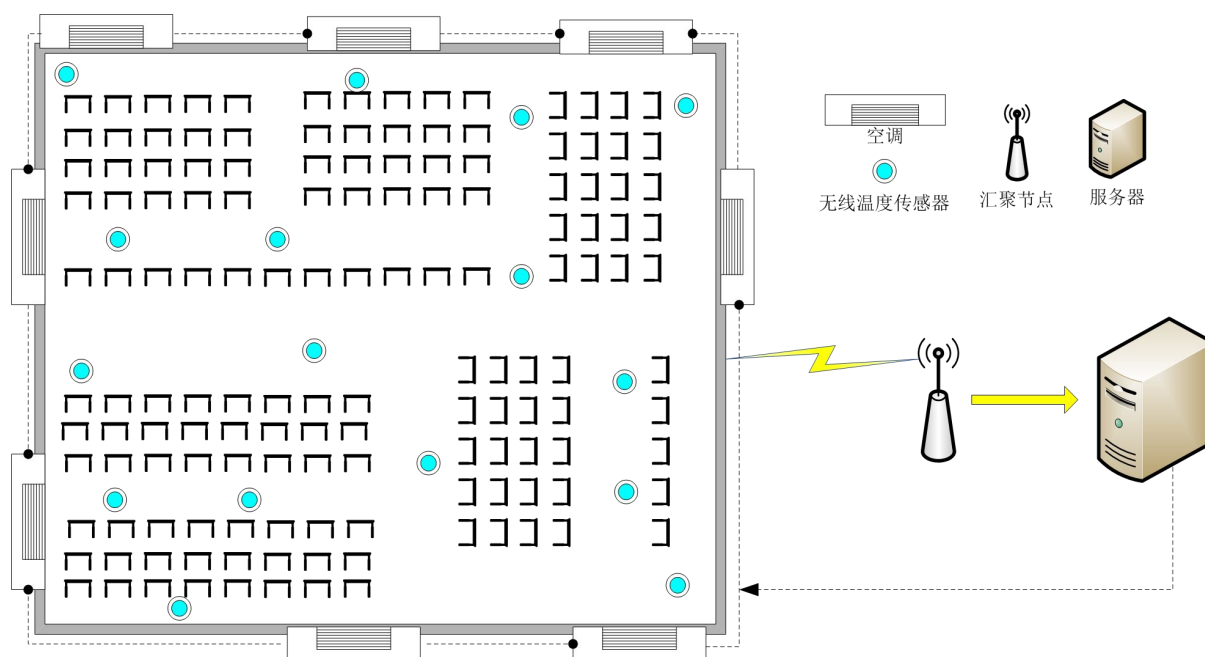


图 3-2 基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调系统体系结构

1) 一定数量的温度传感器被随机固定在场景中，通过组网的方式相互连接，感知节点可以实时地收集节点周围的温度，数据通过例如 ZigBee 的网络协议进行传输，汇聚节点向后台服务器反馈场景中的温度情况；

2) 用户能够通过工位上的办公电脑登陆到相关页面提交用户当前偏好的温度至后台

服务器；

3) 后台服务器中预存储了有关传感节点、工位的地理信息等环境配置数据。

4) 后台服务器根据用户提交的温度偏好信息以及环境配置数据寻找最优的功率调度方案并通知空调终端；

5) 空调终端的集合根据功率调度方案做出相应的能耗等级调整，在对应的功率下工作。

3.2 系统模型抽象和问题公式化

3.2.1 系统角色抽象与假设

根据 3.1 小节的模型构想，可以抽象出以下四种角色：用户，温度传感器，空调终端，控制后台。

1. 用户是指工作区域内，位于特定工位上的员工，对周围环境的温度有自己的诉求。用户的集合用 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_m\}$ 表示， m 表示用户的人数，用户 u_i 可以通过工位上的办公电脑登陆到相关页面向后台服务器提交用户当前的偏好温度 t_i ，偏好温度是指用户在当前场景下结合自身的衣着情况、体质、运动情况等给出的温度需求经验值。

2. 温度传感器被随机固定在场景中，温度传感器的集合用 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_k, \dots, s_q\}$ 表示，其中 q 表示传感器的个数。特定的传感器 s_k 具有固定的位置属性， s_k 周期性地采集温度 V_k 并通过无线传感网向后台反馈。

3. 空调终端的集合用 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_p\}$ 表示，其中 p 表示空调终端的个数。空调终端 a_i 的功率 d_i 可以在一定的范围 $d_j^{min} \leq d_j \leq d_j^{max}$ 中被调控。这里抽象出来的空调终端有别于传统的空调不能控制功率大小，传统的空调的输入功率一般是恒定的，它是通过开启和关闭压缩机来控制室内温度的。本文假设的空调终端接近于变频空调的概念，空调的功率可以被调节，控制空调压缩机的工作频率从而调整室内温度，其实在特定的工业应用中存在已经有类似的设备。

4. 后台服务器中存储了用户的位置信息以及被固定的传感器的位置信息，这些位置信息最终被用于模型目标运算的输入，后台服务器的控制模块计算出最佳的功率控制方案并调度空调终端集合。

3.2.2 用户的温度舒适度模型

为了追求多用户的温度舒适度总和最大化的目标,我们需要采用某种模型来度量用户在特定温度下舒适度。用户-温度舒适度模型需要将用户对温度的舒适度的值映射到 0~1 之间,一般存在两种函数形式:离散型与连续型。

- 二进制型的温度舒服度模型

用户 u_i 在温度 x 的下的舒适度可表示为:

$$f_{u_i}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \in [t_{i,0}, t_{i,1}] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-1)$$

其中 $x \in [t_{i,0}, t_{i,1}]$ 是可以定义为根据用户的偏好温度值的上下两摄氏度的范围,例如用户 A 的偏好温度是 26 摄氏度则用户 A 的温度需求范围为 [24,28]。根据上面的温度舒适度函数可以这样描述:当用户周围的温度在用户的温度需求范围内,定义该用户的舒适度的值为 1,当不在其范围内,该用户的舒适度的值定义为 0。

- 连续型的温度舒服度模型

用户 u_i 在温度 x 的下的舒适度可表示为:

$$f_{u_i}(x) = \begin{cases} \exp\left(\frac{-(x-\mu_i)^2}{2(\sigma_i)^2}\right), & \text{if } x \in [t_{i,0}, t_{i,1}] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-2)$$

假设用户 u_i 在温度范围边界 $t_{i,0}$ 与 $t_{i,1}$ 上的温度舒适度的值是一个舒适度阈值,可以用一个可调整的常量 β 表示,则可以根据用户的温度需求范围可唯一确定用户 u_i 的个性化温度舒适度函数 $f_i(x)$ 。如图 3-3 所示,是阈值 β 为 0.3,偏好温度 μ_i 为 23,上下温度波动值为 1.5 时确定的用户的温度舒适度函数。

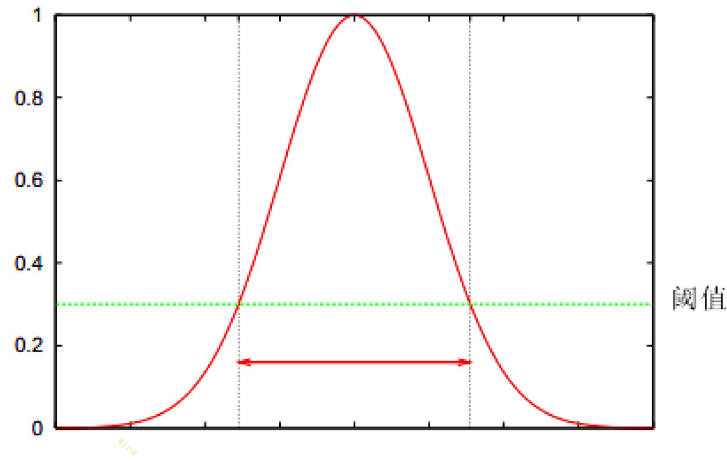


图 3-3 连续型的温度舒服度函数

考虑到要准确地计算用户的温度舒适度,本文在后续的建模中将采用第二种用户的温度舒适度模型。选取连续型模型的缺点是导致后面的模型的计算量变大,但其优点是能更真实地反映人对温度的反应,提高模型的准确度。

3.2.3 模型目标公式化

空调终端的集合的功率调度向量可表示为 $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_p]$, 其中 $d_j^{min} \leq d_j \leq d_j^{max}$ 。令传感器 S_k 在该空调终端功率向量 \mathbf{d} 且室外温度为 t 时, S_k 的位置上的温度可表示为:

$$F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) \quad (3-3)$$

该映射关系跟外部温度 t 有关, 并且它目前还无法用某种完备表达式表示, 需要通过后续的研究采用场景中的历史数据集, 采用合适的机器学习模型拟合出来。

令用户 u_i 位置上的温度在空调的功率向量 \mathbf{d} 且外部温度为 t 情况下表示为:

$$F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) \quad (3-4)$$

其中 $F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 与 $F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 存在距离上的映射关系, 我们采用下面的形式定义为:

$$F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) = \sum_{\forall s_k \in S} F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) / |S_{u_i}| \quad (3-5)$$

$$S_{u_i} = \{s_k \mid \forall k, \text{dist}(s_k, u_i) < \alpha\} \quad (3-6)$$

S_{u_i} 集合表示用户 u_i 与传感器 S_k 的距离 $\text{Dist}(s_k, u_i)$ 小于 α 的集合, 其中 $\text{Dist}(s_k, u_i)$ 表

示传感器 S_k 与用户 u_i 的距离， α 是一个可以调整的常数。

由公式(3-2)、(3-3)、(3-5)以及公式(3-6)可以表示用户集合 U 的温度舒适度的总和为：

$$h(d_1, d_2, \dots, d_p) = \sum_{i=1}^n f_{u_i}(F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)) \quad (3-7)$$

或者

$$h(d_1, d_2, \dots, d_p) = \sum_{i=1}^n f_{u_i}(\sum_{\forall s_k \in S} F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) / |S_{u_i}|) \quad (3-8)$$

其中 $S_{u_i} = \{s_k | \forall k, \text{dist}(s_k, u_i) < \alpha\}$ ， n 表示用户数。

- 目标一，最大化用户集合 U 的温度舒适度总和可表示成：

$$\max h(d_1, d_2, \dots, d_p) = \max \sum_{i=1}^n f_{u_i}(F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)) \quad (3-9)$$

约束条件：

$$\begin{aligned} t_{i0} &\leq F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) \leq t_{i1}, \\ d_j^{\min} &\leq d_j \leq d_j^{\max}, \end{aligned} \quad (3-10)$$

其中 $F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 为用户 u_i 在外部温度为 t 以及空调功率向量 $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_p]$ 下的温度，它的约束条件范围为 $[t_{i0}, t_{i1}]$ ，空调 j 的功率 d_j 的范围 $[d_j^{\min}, d_j^{\max}]$ 。

空调终端集合 A 的能耗费用可表示成：

$$g(d_1, d_2, \dots, d_p) = \sum_{j=1}^q d_j p \quad (3-11)$$

其中 q 表示空调终端的数量， p 为常数表示电价， d_j 表示该时刻空调终端 j 的工作功率。

- 目标二，最小化空调系统的能耗费用可表示：

$$\min g(d_1, d_2, \dots, d_p) = \min \sum_{j=1}^q d_j p \quad (3-12)$$

$$\text{约束条件: } d_j^{\min} \leq d_j \leq d_j^{\max}, \quad (3-13)$$

3.2.4 模型的多目标规划的分析

上面的章节已将系统的两个目标进行了公式化(3-9) 和(3-12)， 但本文需要寻找能同时满足这两个目标的最优化的解，这很显然是一个多目标规划问题。多目标规划主要研究：多个目标函数在给定区域上同时进行最优化寻解。目前主要的求解思想可划分成两类：分层求解和化多为少^[47]。

分层求解的思想：先将多目标规划的各个子目标按其在问题中的重要程度排出先后次序，可设这个次序为 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$ ，然后依次在单个目标上求解最优解。针对本文模型的提出的问题，如果采用分层求解的方法，那么首先需要对这两个目标进行重要程度的排序，然后依次在这两个目标上寻找能满足目标的最优解的区域值，但这会导致两个问题：一，如何决定两个目标的重要次序；二，在满足目标一的最优解的区域内，可能不存在满足目标二的解，会导致本文提出的功率调度算法存在无解的情况，显然这是不可接受的。

化多为少即先将多目标规划问题化归为单目标的评价函数寻优的问题再进行求解的过程。其中线性加权和法是一种应用比较广泛的方法，具体的：先选取向量 λ 要求 $\lambda_i \geq 0 (i=1, 2, \dots, m)$ 作各目标函数的线性加权，这样就将多目标规划问题转化成了单目标最优化问题，然后再采用单目标最优化的求解算法进行求解即可^[48]。

所以结合问题约束，如果采用线性加权和法，为了达到既能满足用户对温度的诉求又能达到节省电能消耗支出的目标，本文可以建模如下：

$$L(d_1, d_2, \dots, d_p) = \alpha h(d_1, d_2, \dots, d_p) - \beta g(d_1, d_2, \dots, d_p) \quad (3-14)$$

其中 α ， β 为可调整的常量， $\alpha + \beta = 1$ 。但是由于 $h(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 与 $g(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 的取值范围不同也会影响到 α ， β 的取值，所以这里将其进行归一化，这样改进的评估函数定义如下：

$$L(d_1, d_2, \dots, d_p) = \alpha \left(\frac{h(d_1, d_2, \dots, d_p) - h_{\min}}{h_{\max} - h_{\min}} \right) - \beta \left(\frac{g(d_1, d_2, \dots, d_p) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} \right) \quad (3-15)$$

其中 h_{\min} ， h_{\max} 分别表示公式（3-7）的最小大值，同理 g_{\max} ， g_{\min} 分别表示公式（3-12）的最小大值。

- 最终目标可表示成：

$$\begin{aligned} \max L(d_1, d_2, \dots, d_p) = & \\ & \max(\alpha((\sum_{i=1}^n f_{u_i}(F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)) - h \min) / (h \max - h \min)) - \\ & \beta((\sum_{j=1}^q d_j p - g \min) / (g \max - g \min))) \end{aligned} \quad (3-16)$$

约束条件:

$$\begin{aligned} t_{i0} &\leq F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) \leq t_{i1}, \\ d_j^{\min} &\leq d_j \leq d_j^{\max}, \\ \alpha + \beta &= 1, \alpha > 0, \beta > 0, \end{aligned} \quad (3-17)$$

其中:

$$\begin{aligned} F_{u_i}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) &= \sum_{\forall s_k \in S} F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) / |S_w| \\ S_w &= \{s_k | \forall k, \text{dist}(s_k, u_i) < \alpha\} \end{aligned}$$

同样对于 α , β 的不同取值, 评价函数 $L(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 的最终寻优结果会不同, 这取决于 α , β 的定值, 结合本问题, 对于 α , β 的取值分析情况将在仿真实验章节结合问题域与数据进行分析 and 评估。

3.3 空调的功率-温度模型的分析

本文已经将模型问题公式化并且已建立了模型的目标函数和约束, 但传感节点 s_k 位置上的温度与空调终端集合的功率向量 \mathbf{d} 在外部特定温度 t 下的映射函数关系 $F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 还没能确定。对于该问题的研究本文将从以下几个方面进行讨论: 首先研究空调流场与温度场的问题, 讨论其函数表示形式; 然后尝试采用机器学习的方法去实现其函数表达; 最后通过实测数据来分析何种方式能比较好地表示空调的功率-温度的映射关系。

3.3.1 空调流场与温度场的问题

本文要解决的是在特定密闭空间与特定室外温度下多空调终端的功率与特定位置距

离上的温度映射关系的问题。在房间中空调的气流组织包括了空调出风口的位置、规格、数量、风速、方向、温度等参数，要想寻找一个功率-温度的完备表达式是很难的，这里涉及到计算流体力学，温度场的传播等，在现实场景中还会有很多其他的扰动因素，即便能够在特定环境下找到合适的表达式来表征功率-温度的映射关系，但这种表达是不具有可移植性的。在热力学研究领域，也有研究将 CFD 技术应用到建筑能耗的分析来指导空调系统的设计，但是关于特定场景下的多空调终端的功率与特地理位置温度的确切映射模型却无法用某种完备的表达式来表征，也就是说这种映射关系是模糊的。

通过数据结合机器学习的方法，可以训练出一种功率-温度的模糊近似的表示形式。本文用历史数据训练出特定温度传感器上的功率-温度拟合函数，具体的选择有多种实现方式，但本文选取了下面两种常见的模型：一种是采用线性回归模型，另一种是采用 BP 人工神经网络，因为这两种模型不论在学术还是在工业中都广泛地研究和应用。至于要采哪种模型拟合性更好，这个要根据实测的训练数据来判断。

3.3.2 基于线性回归的功率-温度模型

结合 2.2.2 中关系线性回归模型的介绍，这里为了解决寻找训练功率-温度函数，我们假设当外部温度为 t 时空调终端功率向量 \mathbf{d} ，传感器节点 S_k 检查到的温度 v_k 成线性关系，令映射函数：

$$F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p) = \sum_{j=1}^p b_{j,k} \times d_j + b_{0,k} \quad (3-18)$$

利用系统收集的功率-温度数据集，通过提取满足一定条件的数据集可以训练特定的映射函数。例如针对传感节点 S_k ，在外部温度为 t 下，提取相关的数据集，输入数据为空调系统功率向量 \mathbf{d} 与传感节点 S_k 位置上的测量温度 v_k ，形式如 $\langle \mathbf{d}, v_k \rangle$ 。则基于线性回归的功率-温度映射函数可用矩阵表示训练数据集成：

$$\begin{bmatrix} 1, d_1^{(1)} d_2^{(1)} \dots d_m^{(1)} \\ 1, d_1^{(2)} d_2^{(2)} \dots d_m^{(2)} \\ \vdots \\ 1, d_1^{(l)} d_2^{(l)} \dots d_m^{(l)} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b_{0,k} \\ b_{1,k} \\ \vdots \\ b_{m,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_k^{(1)} \\ v_k^{(2)} \\ \vdots \\ v_k^{(l)} \end{bmatrix} \quad (3-19)$$

利用最小二乘法以及其定理，可以确定 $F'_{s_k}(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 的参数向量 $\mathbf{b}_k = [b_{0,k}, b_{1,k}, \dots, b_{j,k}]$ 的值为：

$$B_k = (D^T D)^{-1} D^T V_k \quad (3-20)$$

3.3.3 基 BP 神经网络的功率-温度模型

● 输入、输出变量的选取

根据 $F'_{s_k}(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 的要求，选取空调终端的功率向量 \mathbf{d} 作为 BPNN 模型的输入变量，由于功率向量的长度为空调终端的数量 p ，所以选定 BPNN 模型的输入层的节点数量为 p 。输出变量为某一实数的温度值，所以 BPNN 的输出层选取了 1 个节点。

● 隐藏层数和节点数的选取

对神经网络而言，连接输入层和输出层的隐含层是透明的，一般情况下隐含层的节点层数增多，神经网络模型的泛化性会更好些，但同时也会急剧增加训练的时间，并且局部最小误差也会增加，这样会导致神经网络很难收敛。

根据实践经验，本文选择采用一层隐藏层也就是典型的三层 BP 神经网络模型；同时隐藏层的节点个数的确定，本文采用经验公式^[46](3-21)确定，计算值按四舍五入法进行调整。

$$S = \sqrt{0.43m^2 + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.35} + 0.51 \quad (3-21)$$

其中 S 表示隐藏层节点数， m 表示输入层节点数， n 表示输出层节点数，最终确定的 BP 神经模型如图 3-4 所示。

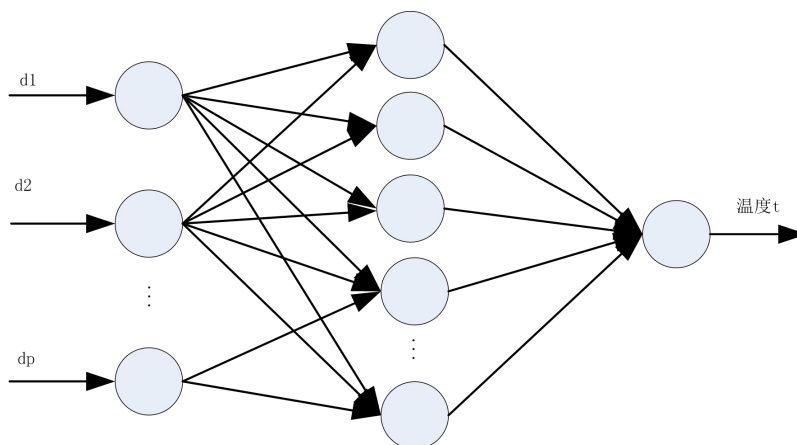


图 3-4 基于 BP 神经网络的温度功率模型

● BPNN 的训练过程和各步骤的参数确定

针对每一个传感器 S_k ，选取该节点在外部温度为 t 下采集的数据集作为 BP 神经网络模型的训练数据集，具体的训练过程和各步骤的参数确定如下：

Step1: 初始化网络权重，每个神经元之间的网络权重 ω_{ij} 被初始化成一个很小的随机数-1.0~1.0 之间，同时，每个神经元有一个偏置 θ_i ，也被初始化成为一个随机数。对于每个输入的空调功率向量 \mathbf{d} ，按步骤 2 进行变换。

Step2: 向前传播输入，根据训练样本 \mathbf{d} 提供网络的输入层，通过计算得到每个神经元的输出。每个神经元的计算方法相同，都是由其输入的线性组合得到，具体公式为：

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} = \frac{1}{1 + e^{-(\sum_i w_{ij} * o_i + \theta_j)}} \quad (3-22)$$

最终的输出会被映射为区间 0~1 之间的一个值。

Step3: 反向误差传播，由步骤 2 持续向前传播，在输出层可以得到实际的输出，通过与预期值比较得到每个输出单元 j 的误差为：

$$E_j = O_j(1 - O_j)(T_j - O_j) \quad (3-23)$$

得到的误差从后向前传播，对于前面一层单元 j 的误差的计算，通过与它连接的后面一层的所有连接单元 k 的误差计算可得，具体公式为：

$$E_j = O_j(1 - O_j) \sum_k w_{kj} E_k \quad (3-24)$$

这样可以计算出隐含层中的每个神经元误差。

Step4: 网络权重的调整，从输入层与隐含层的连接的权重开始，顺序向后进行，每个权重 ω_{ij} 将根据如下公式：

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \Delta\omega_{ij} = \omega_{ij} + (l)O_i E_j \quad (3-25)$$

进行调整学习。其中 l 是学习率，一般取 0~1 之间。经验表明，太小的学习率会导致学习进行得慢，而太大的学习率可能会使算法出现在不适当的解之间振荡的情况，所以这里根据经验将学习率设置为迭代次数 t 的倒数。

Step5: 判断结束，对于每个样本 \mathbf{D} ，本文设定当最终的输出误差小于 e^{-4} 或者迭代次数 t 大于 10^4 时，选择下一个样本训练，从步骤 2 重新继续执行；否则迭代次数 t 加 1，继续使用当前样本进行训练。

3.3.4 基于实测数据的模型分析

为了分析和评估功率-温度模型的效果，本文通过实验实测了一批数据，实验数据的测试环境如图 3-5 所示。

在一个矩形的相对密闭的房间内有两台空调终端，随机选取了三个固定的位置 A，B，C。由于日常中使用的空调运行时，无法直接获知其工作的功率，为此本文通过在空调的插座上附加智能电表仪器，测量空调在维持室内一定温度时的用电功率。在实验中，本文采用了品益的功率计费器和美的品牌的变频空调如图 3-6 所示。

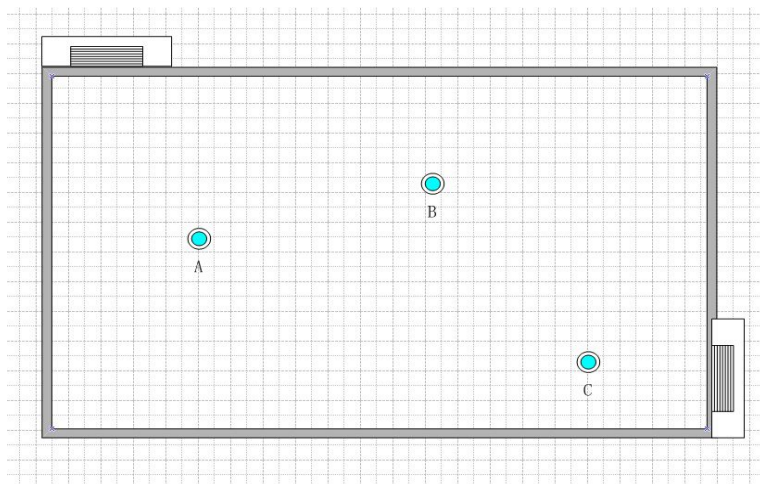


图 3-5 实验数据测试环境



图 3-6 实验环境测试设备

本文在 A，B，C 三个位置上分别测试了 30 条数据，数据的格式为 $\langle Id, temp, outsideTemp, pcVector \rangle$ 其中 Id 表示所选择固定的位置 id ， $pcVector$ 表示空调终端的功率向量， $temp$ 表示温度计测量到的温度， $outsideTemp$ 表示温度采集时刻外部的温度，在实验时外部温度为 30 摄氏度，数据如表 3-1 所示。

表 3-1 三位置的实测数据

位置	功率向量	实测温度	外部温度
A	<1750,1930>	25	30
...
B	<2040,2070>	24	30
....
C	<1530,1480>	26	30
...

本文将 A，B，C 三个位置点采集的数据分成 10 份，7 份用于训练，剩余的 3 份用于测试，最终的结果取这三个位置的平均值。本文采用的误差评估指标为平均绝对误差 MAE ，该度量标准通过计算拟合的温度与实际采集的温度之间的偏差平均值来度量预测的准确性。 MAE 的值越小，表明预测的结果越精确^[53]。 MAE 的定义公式(3-26)：

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |p_i - q_i|}{N} \quad (3-26)$$

其中， p_i 表示计算拟合的温度， q_i 表示实际采集的温度， N 表示数据集的数据个数。实验的结果如图 4-9 所示，是基于线性回归与基于 BP 神经网络在测试集的 MAE 。

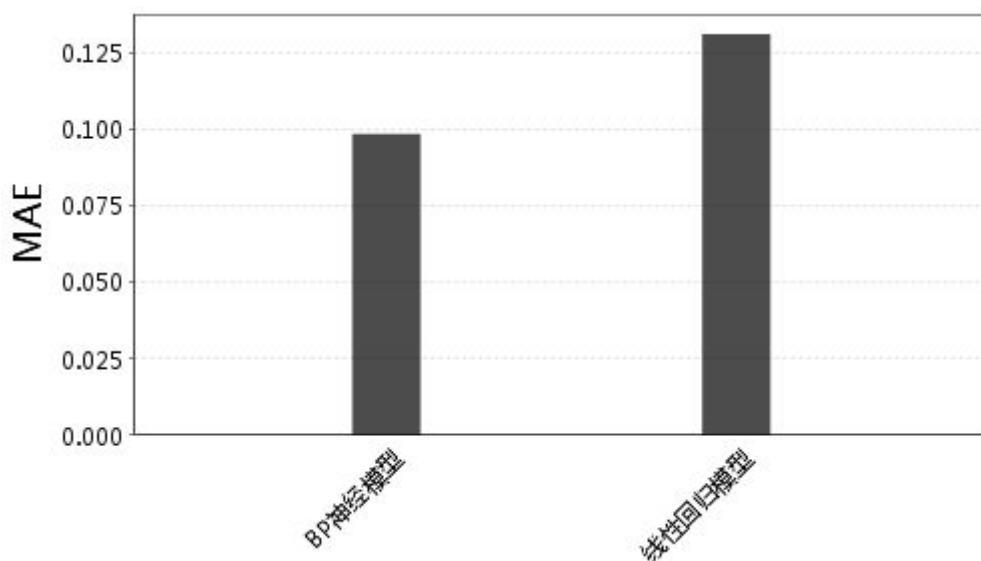


图 3-7 基于 BP 神经网络与基于线性回归在测试集的 MAE

图 3-7 的纵坐标表示模型在测试数据集上的平均绝对误差的值，BP 神经网络模型在测试集上的 $MAE = 0.0984$ ，线性回归模型在同样数据集上 $MAE = 0.131$ ，所以在我们实测的训练数据集上，基于 BP 神经网络的模型表现出更好的拟合性，很显然是因为 BP 神经网络对非线性的模型具有很强的拟合能力，所以本文后续选择采用 BP 神经网络模型作为功率-温度映射函数的实现。

3.4 模型运作机制

根据上面对空调终端集合的功率-温度映射关系的讨论，采用 BP 神经网络来拟合模型是一个相对合适的实现方式，由于 BP 神经网络模型在使用过程中涉及到模型的训练，所以本文提出的智能空调的功率调度模型的运行过程包括两阶段：训练阶段和执行阶段。如图 3-4 所示，是基于 WSN 的智能空调模型的运行过程。

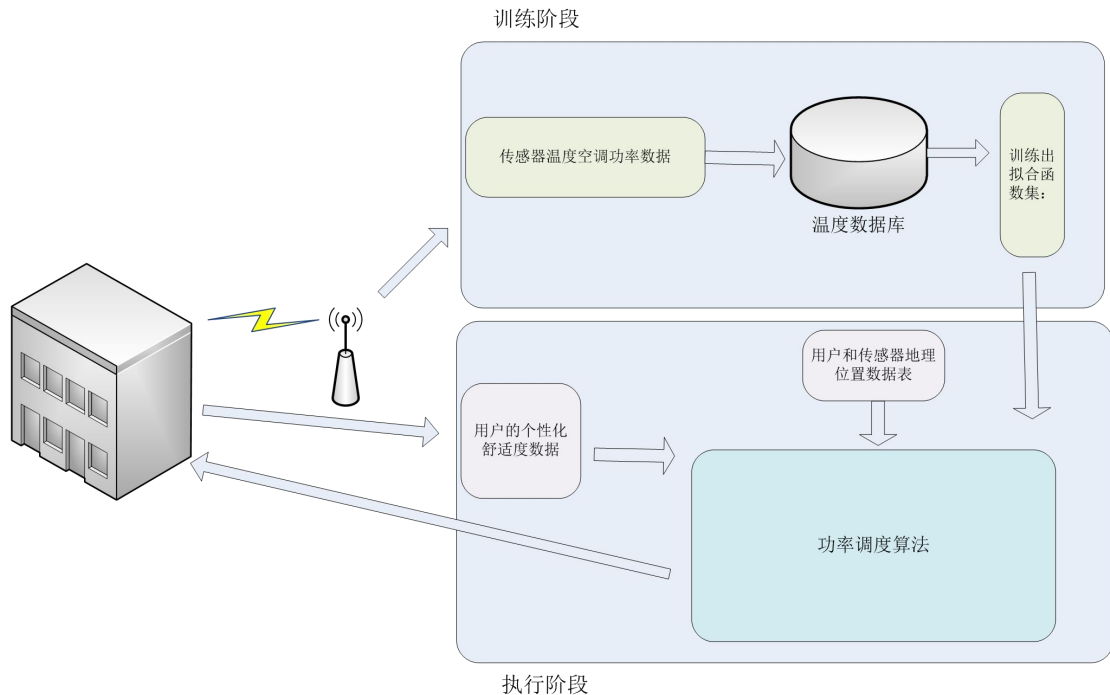


图 3-8 基于 WSN 的智能空调运行过程

● 训练阶段

温度传感器周期性地向后台反馈温度数据，系统将数据以一定数据格式例如 $\langle sensorId, pcVector, temp, outsideTemp \rangle$ 的形式存入数据库形成训练数据集合，其中 $sensorId$ 表示温度传感器的 id ， $pcVector$ 表示空调终端的功率向量， $temp$ 表示传感器采集到的温度， $outsideTemp$ 表示温度采集时刻外部的温度。系统会根据具体情况抽取特定的数据集，采用 BP 神经网络模型训练出功率-温度映射函数 $F_{s_k}^t(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 的集合作为输出。

● 执行阶段

功率调度算法模块的输入包括：用户提交过来的个性化的偏好温度的集合，用户和传感器的地理位置的数据表，训练出的功率-温度映射函数的集合。决策模块输出的是空调系统的功率控制向量 $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_p]$ 。功率调度算法会根据输入的数据以及模型最终的目标函数寻找出近最优解，并通知空调终端系统进行功率的调节。

整个智能空调的控制模型的运作分成训练模型阶段和执行决策计算阶段，这两个阶段相对独立又具有就依赖性。训练阶段的任务是不断地收集数据和训练模型，由于功率温度模型的参数还取决于传感节点的位置和室外温度，所以训练阶段需要产出大量的与特定环

境相匹配的功率-温度的模型集合。决策计算阶段依赖于用户提交过来的个性化的用户温度诉求以及预先配置的用户-传感器地理位置参数还有训练阶段产出的空调系统的功率-温度模型寻找能够满足目标函数 $L(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 在约束空间最佳的解。在智能空调的控制模型还将外部参数的改变视为事件,例如有用户改变了对温度的诉求或室外温度发生了明显的变化等会驱动系统进行新一轮的调度。

3.5 基于改进粒子群的功率调度算法

本文提出的智能空调控制系统,其实是一个具有交互性的系统,用户提交个性化温度需求或环境参数改变,系统需要能快速做出相应的反应,但本文构建的目标函数 $L(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 在其约束空间中具有非凸性质,不存在多项式复杂度的求解算法,所以本文提出了一种基于改进粒子群的智能寻优的功率调度算法,能够在可接受的时间范围内算出近似最优解。

3.5.1 粒子群优化算法框架

粒子群优化算法是模拟鸟群的捕食行为,在粒子群优化算法中,鸟群中的每个小鸟被称为一个“粒子”,通过随机产生一定规模的粒子作为问题搜索空间的有效解^[50]。和小鸟一样,每个粒子都具有速度和位置,可以由问题定义的适应度函数确定粒子的适应值,然后不断进行迭代,由粒子本身的历史最优解和群体的全局最优解来影响粒子的速度和位置,让粒子在搜索空间中探索和开发,最终找到全局最优解。

粒子群优化算法要求每个粒子在进化过程中维护两个向量即粒子的速度向量 $\mathbf{v}_i = [v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D]$ 和粒子的位置向量 $\mathbf{x}_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D]$, 其中 i 表示粒子的编号, D 表示求解问题的维度^[51]。粒子的速度决定了其运动的方向的速率,而位置则体现了粒子所代表的解在解空间中的位置,是评估该解质量的基础。算法同时还要求每个粒子维护一个自身历史的最优位置向量用 **pBest** 表示,另外群体还要维护一个全局最优向量,用 **gBest** 表示代表所有粒子的 **gBest** 中的最优,这个全局最优向量将引导粒子向全局最优收敛。

PSO 的算法流程图如图 3-6 所示:

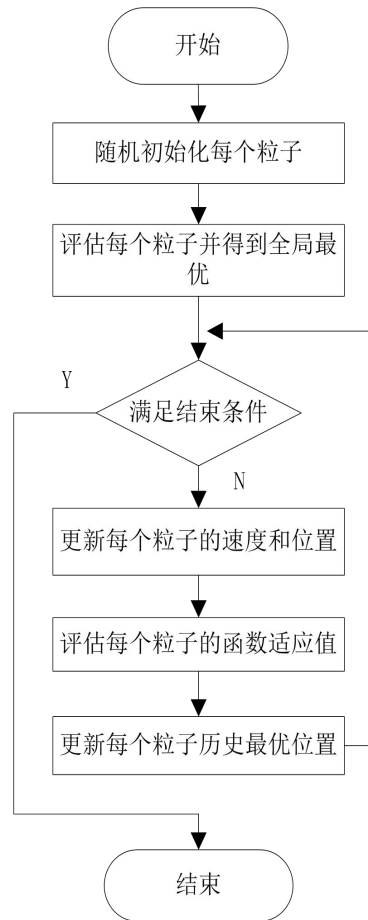


图 3-9 粒子群最优化算法流程框架

3.5.2 基于改进粒子群的功率调度算法

粒子群算法作为一种重要的进化算法被广泛应用到目标的优化问题上,本文针对优化目标公式(3-15)提出了基于粒子群的功率调度算法,为简单起见本文将基于粒子群的功率调度算法简称为 PCPSO (Power Control Particle Swarm Optimization)。PCPSO 的关键思想是:随机初始化有关功率向量的一个集合 D ,然后在约束空间内采用粒子群的引导策略更新每个粒子 $di \in D$, \mathbf{d}_i 内部包含了空调终端的功率向量 $\mathbf{d}_i = [d_i^1, d_i^2, \dots, d_i^p]$ 和功率向量变化速度 $\mathbf{v}_i = [v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^p]$,经过一定次数的迭代后可以获得全局最优的近似解 $\mathbf{d}_{opt} = [d_{opt}^1, d_{opt}^2, \dots, d_{opt}^p]$ 。由于 PSO 具有很好的全局收敛性,所以存在着过早收敛的问题,在粒子更新过程中容易发生更新停滞的局部最优解的情况。

为了解决 PSO 算法过早收敛的问题,必须提供一种机制能够帮助跳出局部最优的能力,所以很多研究将模拟退火算法与粒子群算法相结合,获得不错的效果,但是这样也会引入更多的外部随机参数造成不稳定等问题。

本文基于粒子群的改进采用一种重试的机制来帮助其跳出局部最优解:如果在预设的

迭代次数 M 之前，目标函数已经收敛到每次更新变化的值小于某一特定值 ε ，则保存粒群的历史最优位置，然后重新将粒子群全部初始化，这样就能提高粒子群的多样性，扩大搜索空间，脱离局部最优解，本文将这种改进粒子群的功率调度算法称为 PCPSOX。

PCPSOX 算法流程图如下：

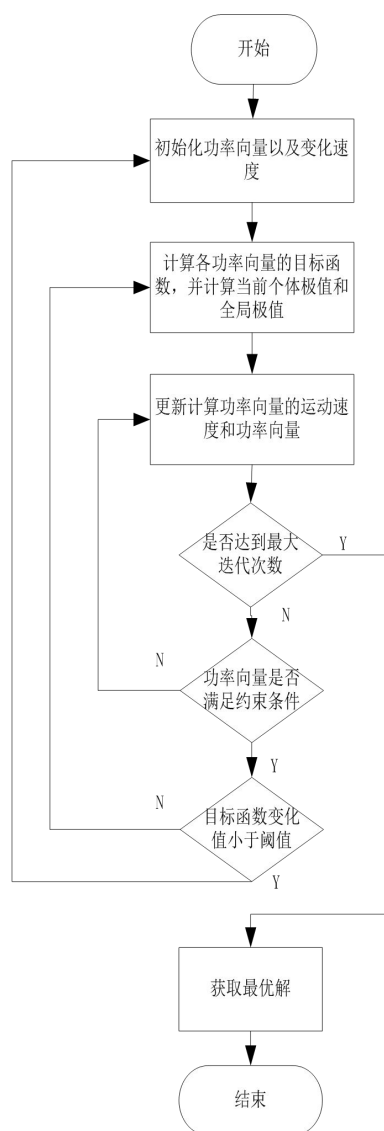


图 3-10 PCPSOX 的算法流程图

PCPSOX 算法执行的步骤详细描述如下：

Step1: 初始化所有的粒子，粒子指空调终端的功率向量 $\mathbf{d}_i = [d_i^1, d_i^2, \dots, d_i^p]$ 以及功率向量变化的速度 $\mathbf{v}_i = [v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^p]$ ，初始化每个粒子的位置 \mathbf{d}_i 和速度 \mathbf{v}_i ，并且初始化粒子的历史最优 \mathbf{pBest} 即将其设置为当前位置 \mathbf{d}_i ，同时还要初始化群体中全局最优位置 \mathbf{gBest} ，即将 \mathbf{gBest} 设置为最优的初始化的 \mathbf{pBest} 。

Step2: 在每一轮的更新中, 计算每个功率向量 \mathbf{d}_i 的适应度函数 $L(\mathbf{d}_i)$ 的值。

Step3: 如果在该粒子当前的适应度函数值 $L(\mathbf{d}_i) \geq L(\mathbf{pBest})$, 那么该粒子的历史最优位置 \mathbf{pBest} 将会被该粒子此时的功率向量 \mathbf{d}_i 替代。

Step4: 如果该粒子的适应度函数 $L(\mathbf{d}_i) \geq L(\mathbf{gBest})$, 那么将全局最优 \mathbf{gBest} 设置为该粒子的功率向量 \mathbf{d}_i 。

Step5: 对每个粒子的功率向量 $\mathbf{d}_i = [d_i^1, d_i^2, \dots, d_i^p]$ 的第 j 维的变化速度按公式(3-27)进行更新

$$\mathbf{v}_i^j = \omega \times \mathbf{v}_i^j + c_1 \times \text{rand}_1^j \times (\mathbf{pBest}_i^j - \mathbf{d}_i^j) + c_2 \times \text{rand}_2^j \times (\mathbf{gBest}^j - \mathbf{d}_i^j) \quad (3-27)$$

位置按照公式:

$$\mathbf{d}_i^j = \mathbf{d}_i^j + \mathbf{v}_i^j \quad (3-28)$$

进行更新, 其中 ω 是惯性权重, 这里我们将其设置为 0.9, 然后随着进化线性递减为 0.4, c_1 和 c_2 是加速系数, 这里我们将其固定为 2.0, rand_1^j 和 rand_2^j 是两个[0,1]区间上的随机数, 还需要设置 v_{\max} 来限制速度的范围, v_{\max} 的每一维 $v_{\max j}$ 一般设置为相应维取值范围的 10%~20%^[51]。这里还需要注意的是对于目标函数 $L(d_1, d_2, \dots, d_p)$ 的约束条件比较复杂, 在进行功率向量的更新后, 可能不在约束的解区域内的情况, 这样就必须在调整变化速度来调整功率向量, 由于速度的调整具有随机性, 可能导致算法很难收敛, 所以这里我们在具体的运行过程中将用户的温度舒适度函数做了些调整, 当温度不在用户的偏好的温度一定范围内时, 本文认为此时的用户舒适度为计算机中整数类型负数的无穷大, 这样就不需要考虑粒子更新后是否还在可行域的问题。

Step6: 当粒子群进行更新而目标函数的值的改变小于预设的阈值时, 说明算法已经收敛到某一极值了, 此时如果更新代数没有达到预设的数值, 那么保留目前的历史的最优粒子位置, 从步骤 1 开始运行否则输出 \mathbf{gBest} 作为最优的目标函数的解。

粒子群算法是一种全局收敛非常快的智能寻优模型, 采用启发式的全局搜索方式进行迭代。从理论来讲, 一般的智能寻优算法度都可以用于 NP-Hard 问题, 但是结合具体问题就需要考虑到各种智能计算方法的优缺点, 下面会通过比较集中常见的寻优算法的优缺点给出本文选取以粒子群为基础设计功率调度算法的原因。

3.5.3 其他智能寻优方法的分析

遗传算法, 蚁群算法, 人工鱼群算法以及粒子群算法等群进化算法都是从自然界的群

体协作或进化得到启发研究出来的，这些算法在求解问题时不依赖与梯度信息，所以都适合解决传统方法解决不了的大规模复杂问题，这样来说它们都适合本文构建的目标函数在约束空间内的寻优。但结合到结合本文提出的智能空调控制模型的交互性和取值连续性，对具体的进化模型有特别的要求，下面将总结这四种算法的优缺点及范围并给出本文选取粒子群算法作为目标函数求解基础算法框架的原因。

表 3-2 四种常用群体进化算法的优缺点比较

寻化算法	优点	缺点
遗传算法	1, 并行性好, 可有效防止收敛于局部最优解 2, 不依赖于具体问题的形式 3, 寻优规则由概率决定	1, 需要对结果进行编码 2, 函数的物理意义与搜索过程不易理解
蚁群算法	1, 启发式搜索解空间, 过程简单易懂 2, 求解思路简单, 便于掌握	1, 参数选择没有数学理论依据, 确定困难 2, 连续区域的求解过程比较复杂
人工鱼群算法	1, 通过人工鱼的个体行为来确定全局最优 2, 有较快的全局收敛速度	1, 对于多极值目标函数的求解效率比较差
粒子群算法	1, 模拟鸟群觅食, 易于理解 2, 收敛速度快	1, 易于收敛到局部解

如表 3-2 所示，本文列出了常用群体进化寻优算法的优缺点。结合本文的智能空调模型需要对用户提交过来的个性化的温度诉求做出快速的反应并需要及时相应外部事件的场景需求，所以本文决定选择了以粒子群算法作为功率调度寻优的算法框架，但是考虑到快速的收敛又会导致局部最优解的问题，所以本文通过映入了一种在迭代周期内重试并维持历史最优的机制。这样一方面控制了算法迭代的时间，另一方面也避免了算法陷入局部解无法跳出的困境。

3.6 本章小结

本章从五个方面详细地阐述了基于 WSN 的智能空调能耗与需求管理。首先通过多用户不同需求可能存在冲突的问题,抽象出多用户不同温度需求在多空调终端系统被尽量满足的场景。然后,基于抽象的场景分别从系统角色抽象与假设、用户的温度舒适度模型、模型目标公式化以及多目标规划的分析四个方面阐述了系统模型和目标的构建过程。同时,针对多空调终端系统的功率-温度映射关系进行了分析,并选取了线性回归和 BP 神经网络作为拟合模型的可选方案,还通过实验实测了数据评估这两种模型的拟合性。再者,简单地从训练阶段和模型的执行阶段阐述了智能空调模型的运行机制。最后,为了解决目标函数的非凸性质需要及时响应用户的请求,提出了基于改进粒子群的功率调度算法。

第 4 章 智能空调系统的设计与仿真实现

本章将依据上面章节构建的模型从多个角度进行系统的设计，同时对系统最核心的控制服务模块在 Java 平台上进行了实现。

4.1 系统设计

依据第三章提出的问题场景和建立的模型，本文设计了基于 WSN 的智能空调系统。这里我们将从系统的架构、系统软件架构以及控制服务模块三个方面来阐述。

- 基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调系统架构

依据第 3.1 的需求场景，本文设计了基于 WSN 的智能空调系统的架构图，如图 4-1 所示。

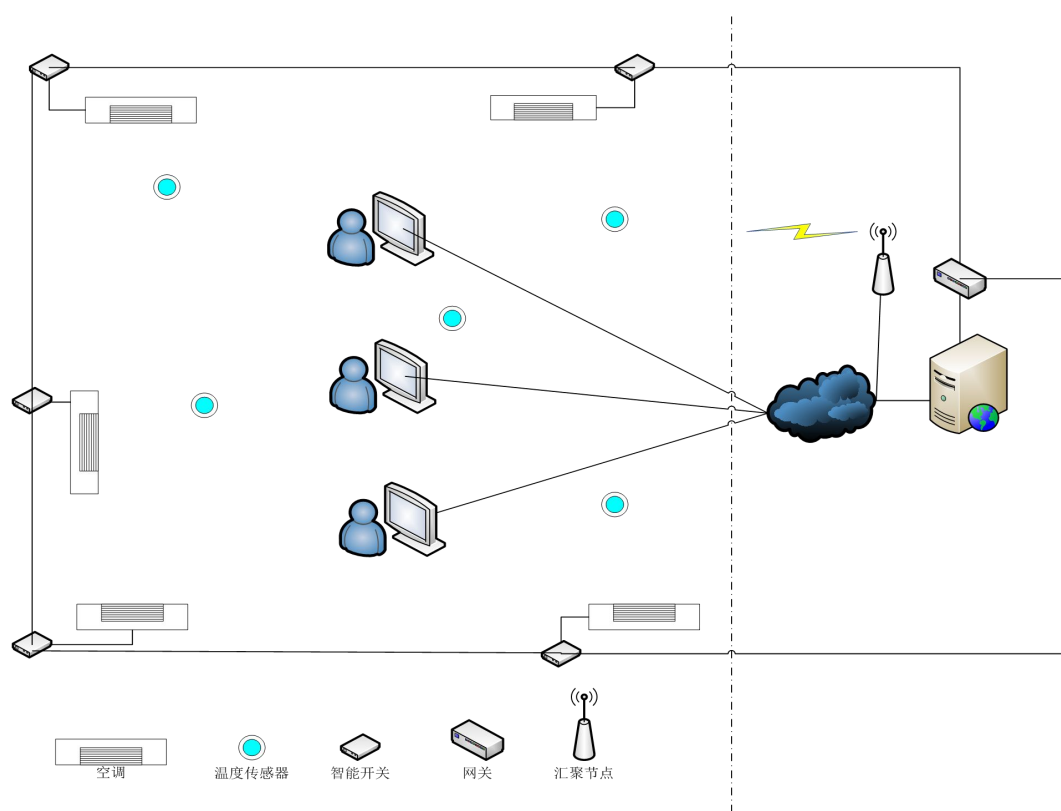


图 4-1 基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调系统架构图

上面的架构图中，存在很多角色包括若干个温度传感节点，若干用户与 PC 终端，一

个汇聚节点，若干个空调终端，一个中央服务器，一个智能网关以及若干个智能插座，它们之间通过无线或有线网络连接。关于每个角色在系统架构中的功能，将在下面进行统一的说明。

（1）温度传感节点

在办公区域，随机放置若干个温度传感器，用于周期性地收集传感器周围的温度，并通过无线传感网络传输数据。对于节点的选型，由于没有特别复杂环境约束，采用一般的 cc2420 集成 ZigBee 通信协议的传感节点，之所以采用 ZigBee 协议是因为部分节点离汇聚节点的距离比较远，可能需要多跳机制，并且 ZigBee 具有很强的自适应的自组网能力，也比较方便于部署和建立网络。

（2）汇聚节点

汇集节点作为传感网络与互联网的交互点，主要作用有两方面：一方面是汇聚来自传感节点上传的数据进行简单处理后发送给中央服务器；另一方面能接受来自中央服务器对无线传感网的指令，并利用指令来控制传感器网络，例如控制温度传感器的温度收集周期等。

（3）空调终端，智能插座以及智能网关

它们的作用是实现了将空调终端作为一种终端设备可被中央服务器通过网络控制。当中央服务器获取到最优的功率调度方案就可以通过智能网关广播给每个空调终端连接的智能插座，智能插座可以根据功率方案来调整电流的大小，从而控制空调的功率。

（4）用户与 PC 终端

用户有自己诉求的偏好温度，可以通过 PC 终端登录到中央服务器提供的页面录入需求的偏好温度。

（5）中央服务器

中央服务器作为系统中最重要部件具有如下功能：其一，收集传感器采集的数据进行数据持久化存储并利用持久化的数据进行模型训练；其二，提供 web 服务用于用户登录页面录入用户偏好的温度以及用于管理员管理系统运行时的参数配置；其三，运行系统的功率调度模型，计算符合当前上下文环境的最佳功率调度方案。

● 基于 WSN 的智能空调系统的软件架构

从系统软件的架构的实现角度，我们设计了系统的软件栈，系统被划分成若干的功能块，如图 4-2 所示，是系统的软件功能结构图。

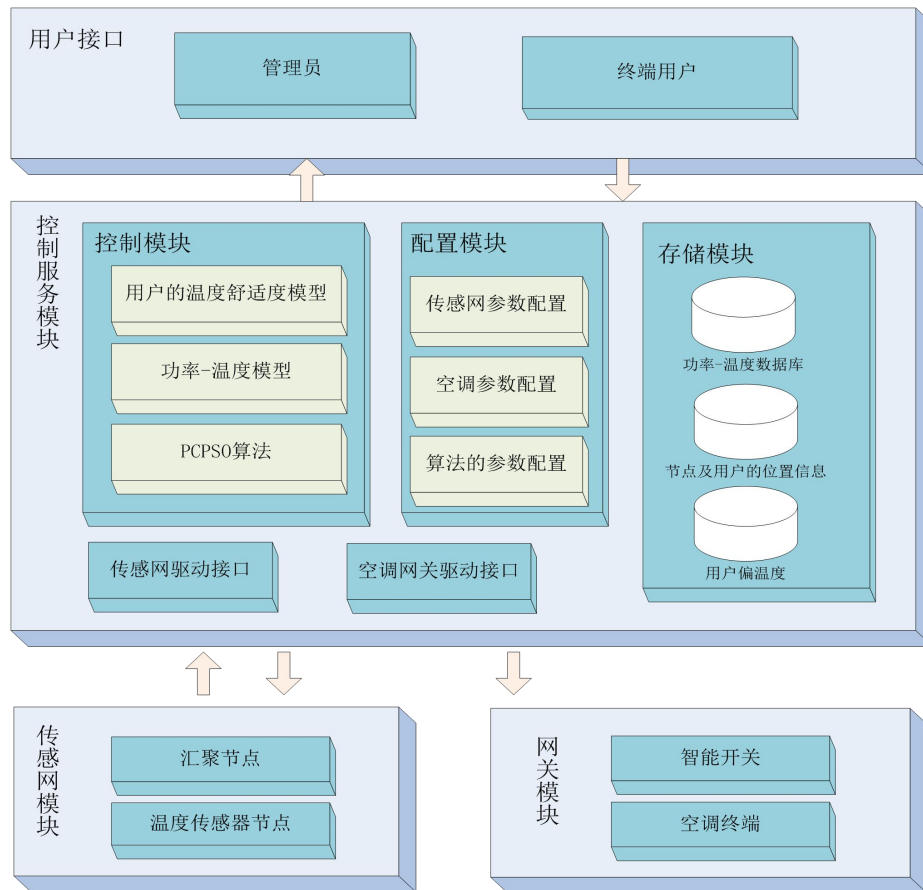


图 4-2 系统的软件功能结构图

（1）用户模块

用户模块定义了用户如何通过用户接口来控制系统的运行，这里我们需要定义两类用户：普通用户和管理员。普通用户通过页面录入自己偏好的温度，管理员用户录入系统运行时需要的相关用户和传感器的地理位置信息以及相应的配置参数。

（2）控制模块

控制模块包括模型训练和运行的算法实现。模型训练阶段，我们需要找出在某室外温度下的空调终端功率与特定传感节点周围温度的映射关系，这里我们采用了线性回归和 BP 神经网络两种模型来拟合；模型的执行阶段，我们设计了基于粒子群的功率调度算法，该算法可以对用户的需求做出快速的响应。

（3）存储模块

存储模块主要关于各种数据的持久化包括：一，温度-功率数据的持久化；二，用户当前舒适度温度的持久化；三，用户以及传感器的相对地理位置的持久化。这些数据的持久化是作为模型的运行时的输入，对于存储模块的实现有多种方案可以选择，可以是普通的文件，也可以是关系型数据库，甚至可以用检索系统来实现，本文后续关于控制服务模型

的存储模块采用了开源的全文检索库实现的。

(4) 传感器模块

传感器模块用于实现传感器网络与中央服务器交互的驱动程序，包括汇聚节点收集数据部分和传感节点执行控制命令部分。

(5) 智能终端模块

智能终端模块是控制空调终端的软件驱动接口的实现，中央服务器通过此模块控制提供的接口就可以与空调终端通信。

(6) 配置模块

配置模块主要实现系统运行的配置信息，设备的配置参数例如系统中空调中终端的个数以及每个空调终端的功率范围还有传感网络收集温度数据的周期等等。

● 控制服务模块的设计

由于控制服务模块是系统的核心，这里我们对控制服务模块进行了详细的设计，如图 4-3 所示，是控制服务模块的设计图，具体的实现细节，在下文中分别进行说明。

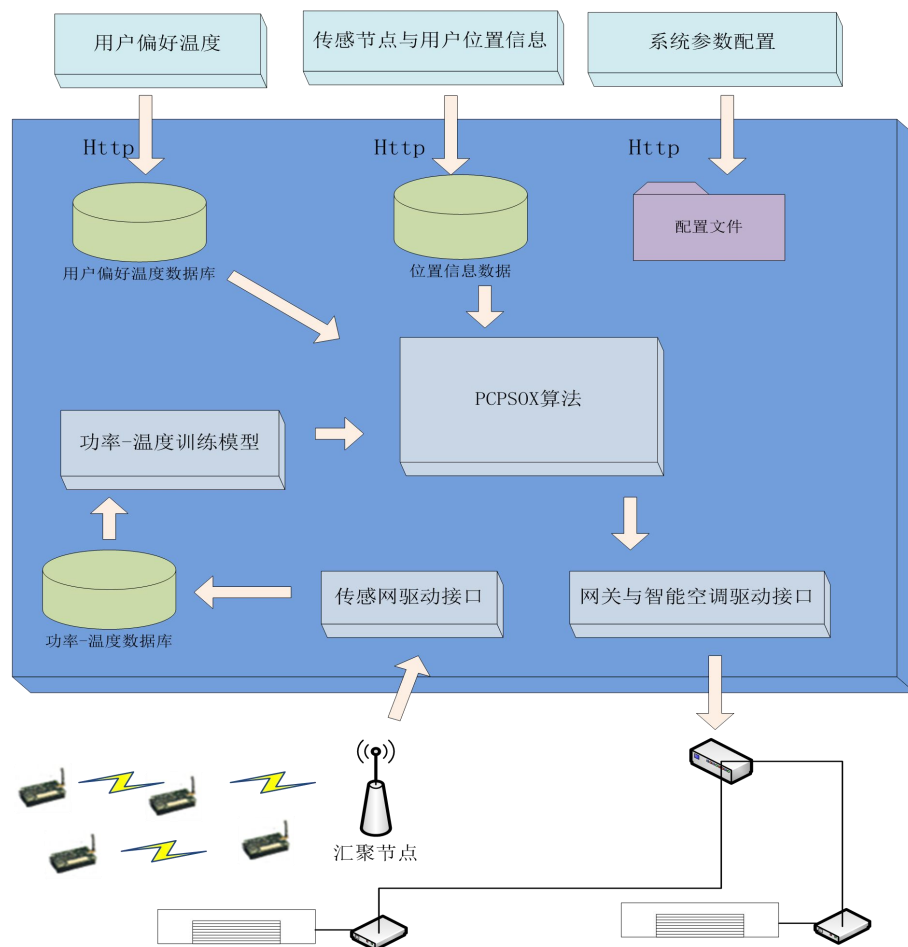


图 4-3 控制服务模块的详细设计

(1) 控制服务模块为用户提供基于 HTTP 的服务，提供用户使用的 web 页面用于想系统提交系统的参数配置以及用户的偏好温度数据，并将存储持久化到数据库，所以控制服务模块的实现需要基于 web 应用服务器。

(2) 通过 I/O 的驱动程序提供的接口同传感网及连接空调的智能网关通信和交互：通过传感网的驱动 I/O 模块与传感网可以收集传感器的采集的温度数据并将数据持久化到功率-温度数据库，还可以发送控制指令来调整传感网络；通过智能网关的驱动 I/O 模块与空调终端通信，将决策模块计算出的调度方案通知给智能开关来控制空调终端的功率。

(3) 决策控制模块一方面需要利用功率-温度数据训练功率-温度映射函数，另一方面需要综合各种数据的输入包括用户个性化的偏好温度诉求、用户及传感器地理位置信息和训练出的功率-温度拟合函数，用于 PCPSO 算法的运行寻找出合适的调度方案。

4.2 系统仿真实现

4.1.1 小节对系统进行了设计，这里我们针对系统的核心控制服务模块进行了仿真实现。仿真实现是为了进行下文的实验，用于对比分析来评估本文提出的基于 WSN 的智能空调控制模型。具体的实现采用 Java 平台编写，代码的目录结构如下图 4-4 所示。具体的代码设计和实现，我们通过对对应包的功能来分别阐述。

(1) config 包内主要是系统运行的一些参数的配置，例如基于粒子群的功率调度算法的参数的选取，空调终端的个数以及功率区间等等。config 包对应于控制服务模块的配置部分的实现。

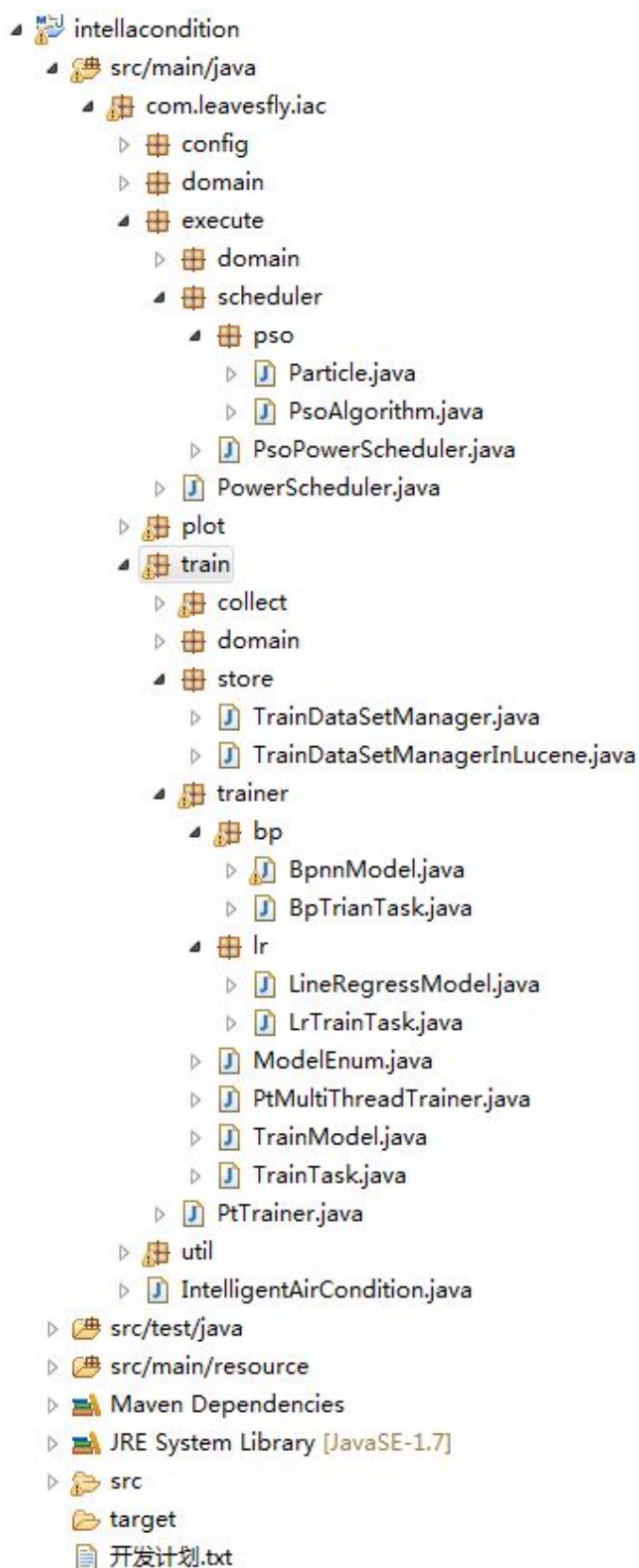


图 4-4 控制服务模块的代码结构

(2) train 包主要对应于控制服务模块的功率-温度映射函数的训练阶段的实现，同时还包括传感网温度数据的收集和存储的模拟实现。TrainModel 是在程序设计中抽象出来的

多空调的功率-温度模型的组件，其中 **LineRegressModel** 是基于线性回归模型的实现，**BpnnModel** 是基于三层 BPNN 神经网络模型的实现。**train** 包下一级的 **trainer** 包是具体功率-温度模型训练器的具体实现包括了线性回归和 BP 神经网络模型，在具体的训练过程的实现中，本文利用了多线程的计算来并发地训练模型。关于 **train** 包下主要类实现的类图结构如图 4-5 所示。

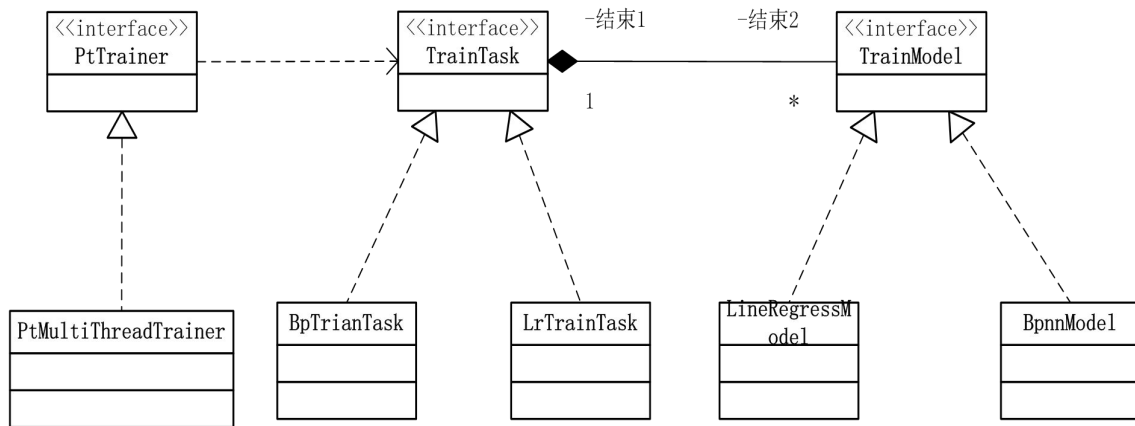


图 4-5 训练模块主要类设计

(3) **execute** 包对应于控制服务模块中决策部分的实现，该包最核心的功能是实现了基于改进粒子群的功率调度算法，其中 **PowerScheduler** 是声明关于功率调度的接口，**PsoPowerScheduler** 基于改进粒子群算法实现了 **PowerScheduler** 接口。关于 **execute** 包下主要类实现的类图结构如图 4-6 所示。

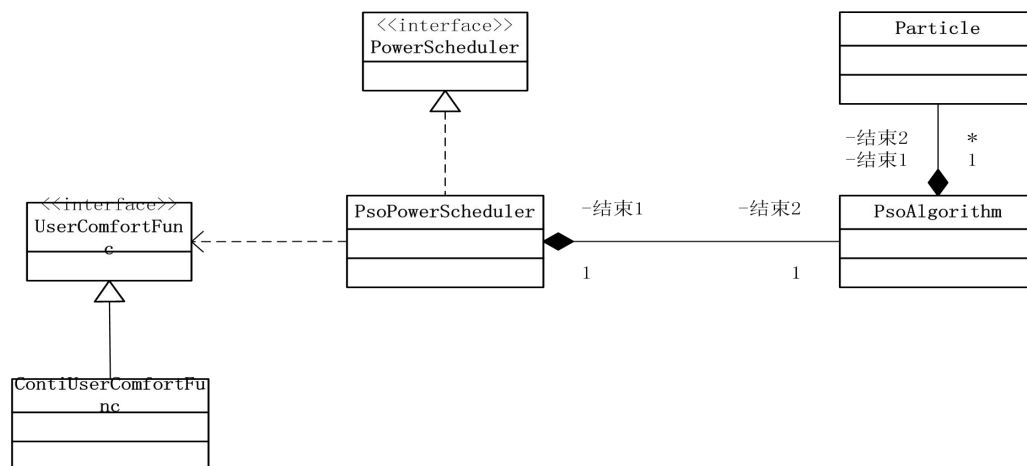


图 4-6 执行模块主要类设计

(4) **plot** 包的代码实现用于绘制图表，后续的实验结果的分析 and 比较需要通过图表的形式绘制出来，它的具体实现依赖于开源的代码库 **jfreechart**，它是 Java 平台上的一个开放的图表绘制类库。

(5)collect 模块实现了定时收集传感器的温度数据的功能,在具体时间中采用了 Timer 定时调度的机制。

(6) store 包的代码使用用于系统的持久化存储与快速的数据抽取,具体的实现采用开源的全文索引引擎库 Lucene,它提供了一个简单且强大的编程接口,能够做全文索引和搜寻。

(7) util 包是代码实现过程中用到的一些通用工具类的包,包括数学的一些函数的工具类以及数据工厂的工具类。

4.3 本章小结

本章从系统的架构、系统软件架构以及控制服务模块三个方面阐述了基于 WSN 的智能空调系统的设计:系统的架构设计确定了控制系统的网络拓扑结构以及各种角色的交互方式,系统软件架构设计将系统的软件栈进行了功能模块的划分并定义了模块之间的依赖关系;控制服务模块的设计给出了程序运行的数据流以及更详细的功能模块划分。第二部分是针对系统最核心的控制服务模块进行了仿真实现,实现运用到了 Java 平台的一些开源库,多线程,设计模式等技术。

第 5 章 实验设计与结果分析

本章的主要内容是对本文提出的基于 WSN 的智能空调的功率调度模型进行评估。为了进行有效的评估，本章首先构建实验环境，设计了实验方案并定义了评估指标，然后通过分析实验结果来分析和评估模型的有效性。

5.1 实验环境构建与方案设计

在这一小节中，本文将给出有效评估模型的具体方案，但首先必须确定仿真实验的环境：在一个 $20 \times 20m^2$ 的办公区，办公区范围内有 5 个空调终端，5 个温度传感器节点被随机固定在办公区区域，有 5 位用户，他们都有自己偏好的温度诉求，用户和传感器的位置信息是在 $20 \times 20m^2$ 的区域内随机生成的。如图 5-1 所示，是实验环境的示意图。

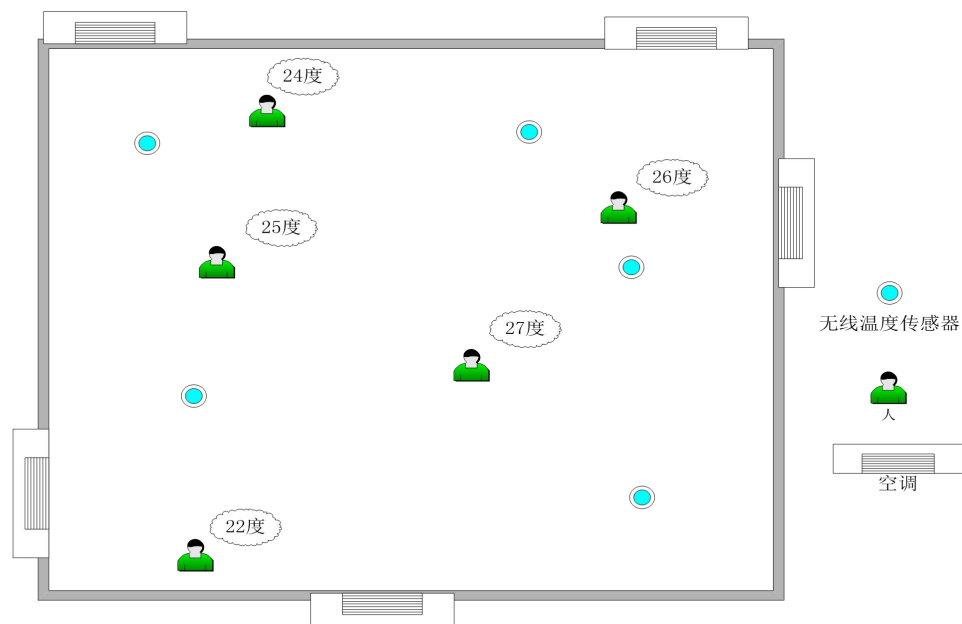


图 5-1 传感器网络体系

由于实验仿真的环境在现实中很难搭建，特别是能够通过调控功率来直接操作的空调设备在日常情况下很难接触到，所以这里本文在 3.3.4 节的实验环境上测试了数据的基础上，通过计算机辅助工程软件 ansys 来模拟实验环境，生成后续计算需要的训练数据集。ansys 是美国 ANSYS 公司研制的大型通用有限元分析软件，不论是结构分析、流体、

电磁学、热力、系统仿真还是数据管理，都能提供的强大的工程仿真工具。本文将实验环境空调终端的功率 d_j 的范围规约为 $d_j \min = 0\text{w}$, $d_j \max = 100\text{w}$ ，这里规约后的数据虽然不符合现实情形，但这并不会影响到实验结果的横向对比。对于目标函数 $L(\mathbf{d})$ 中的参数 α , β 的取值，在后续的实验分析中会分析 α , β 在不同取值情况下目标函数的取值情况，但在评估本文提出的智能空调控制模型的效用时，取值为 $\alpha=0.5$, $\beta=0.5$ 。

对于 5 位用户的温度偏好范围，我们假设他们的偏好温度如表 5-1 所示。

表 5-1 5 位用户的偏好温度和位置信息

用户	偏好温度（摄氏度）	相对位置
A	25	(7,7)
B	27	(13,5)
C	26	(8,14)
D	22	(10,13)
E	24	(6,5)

由于这里给出的是用户的偏好的最佳温度，所以我们可以最佳温度为中心上下波动两摄氏温度作为用户的偏好温度范围的诉求，这样就可以采用 3.2.2 节的连续型的用户温度舒服度模型，我们定义舒适度阈值 $\beta=0.3$ ，就可以唯一确定用户的温度舒适度模型。表 5-1 和表 5-2 是实验环境关于用户和传感节点的位置信息。

表 5-2 5 个传感节点的位置信息

传感节点	相对位置
节点 1	(13,8)
节点 2	(2,7)
节点 3	(8,17)
节点 4	(10,18)
节点 5	(6,9)

为了评价模型，我们需要一系列合理的评价指标，由于本文提出的基于 WSN 的智能

空调模型主要用于提高用户群体的整体舒适度以及节约电费支出，所以本文提出了如下的评价指标：

(1) 所有用户群体的温度舒服度的总和，用 S 表示。该指标评价在某种功率调度策略下所用用户群体总的温度舒服度之和，该值越高表示相应的功率调度策略能很好地满足用户对温度诉求。

(2) 所有空调终端功率的总和，用 P 表示。该指标评价在不同空调控制策略下的所用空调终端功率的总和，该值越高表示相应的控制策略的电能耗消耗越低，但并不能说明此种控制策略的节能效果就好，因为这也跟此种控制策略是否能满足用户对温度的诉求有关。

(3) 温度舒适度总和与功率总和的比值 S/P ，用 SP 表示。该指标表示单位的电能提供的用户的温度舒服度的值，如果采用每度电能的效用会导致结果值过小，本文采用以每 100 度为单位，这个指标可以较全面地评价某种空调功率调度策略的优势。

5.2 试验结果分析与评估

5.2.1 实验训练数据集的分析

本文采用的训练数据集是利用计算机辅助工程软件 *ansys* 搭建的实验环境收集了 200 条数据，数据的格式为 $\langle sensorId, temp, outsideTemp, pcVector \rangle$ ，其中 *sensorId* 表示温度传感器的 *id*，*pcVector* 表示空调终端的功率向量，*temp* 表示传感器采集到的温度，*outsideTemp* 表示温度采集时刻外部的温度。200 条训练数据覆盖了 5 个传感节点采集的数据，每个节点采集数据 50 条。本文将每个传感节点采集的数据分成 10 份，7 份用于训练，剩余的 3 份用于测试。在 3.3 章节中，本文分析了空调的功率-温度模型，并基于实测的数据验证了利用 BP 神经网络能够比较好的拟合多空调终端环境下的功率-温度映射关系，所以这里使用 BP 网络模型来训练模型。

图 5-2 的纵坐标表示模型在测试数据集上的平均绝对误差的值，横坐标表示各传感节点位置，其中 Point_AVG 表示 5 个节点位置上的 MAE 的平均。实验的结果是：Point_1 的 MAE 是 0.101，Point_2 的 MAE 是 0.103，Point_3 的 MAE 是 0.109，Point_4 的 MAE 是 0.098，Point_5 的 MAE 是 0.104。从结果可以看出在各个节点上训练的功率-温度模型的拟合效果都比较好，与 3.3.4 章节的实验对比可知，仿真实验软件收集的数据能真实反映实际环境的数据的。

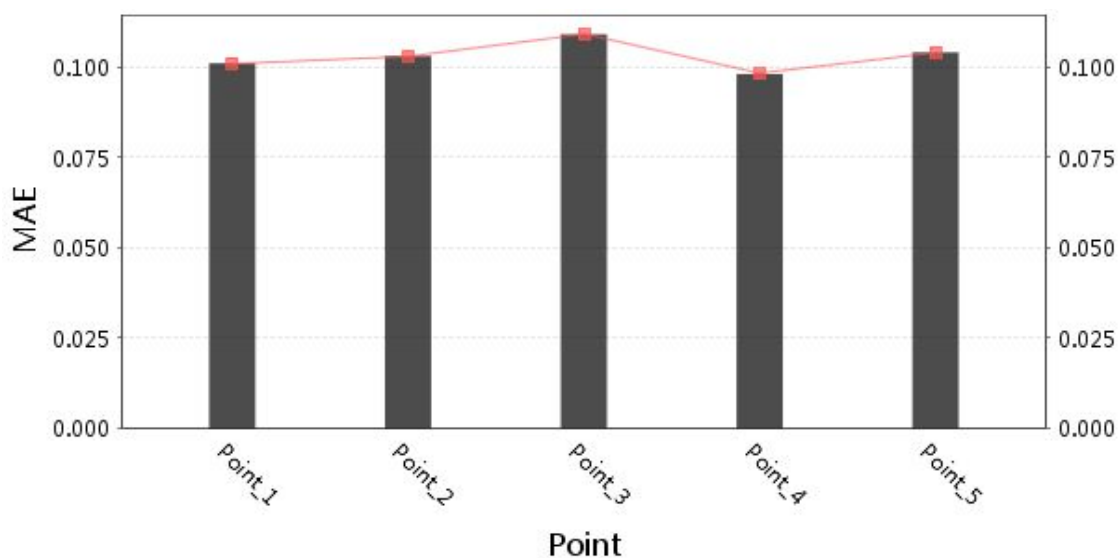


图 5-2 各传感节点上基于 BP 神经网络的测试 MAE

5.2.2 智能空调控制模型的实验评估

为了评估本文提出的智能空调控制模型，我们将按照 4.2 节中提出的三个指标分别评估本文提出的智能空调功率调度模型与不考虑多用户不同温度诉求的空调控制模型。

- 评估各种控制策略在满足用户群体的温度舒适度的表现

为了评估不同空调功率控制策略在满足用户群体的温度舒适度上的效果，本文进行了如图 5-3 所示的实验。

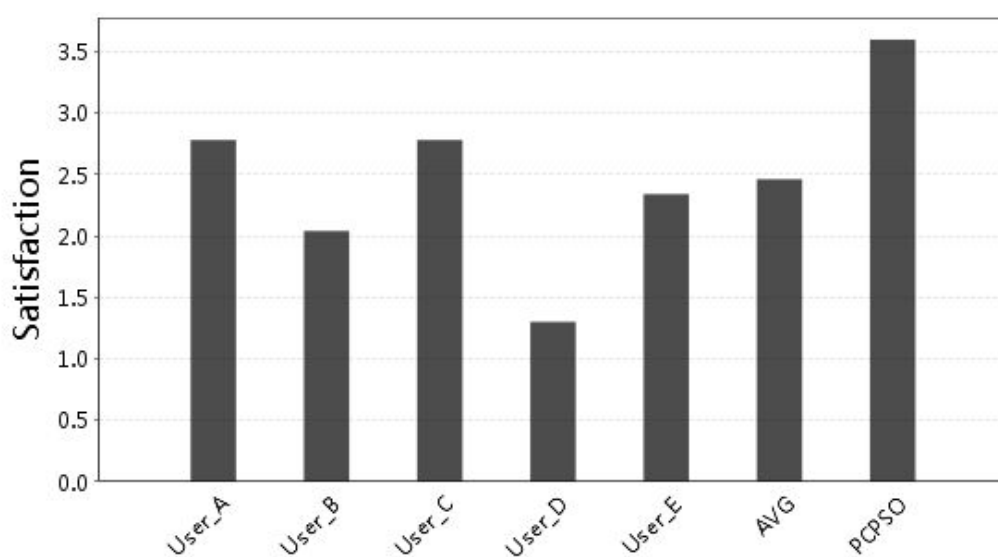


图 5-3 不同方案下用户群体的舒适度的总和

图 4-10 的横坐标表示不同空调功率控制策略：User_i 表示系统直接采用用户 i 的偏好温度作为最终的功率调度方案，其中 $i \in \{A, B, C, D, E\}$ ；AVE 表示采用所有用户偏好温度的平均值的方案；PCPSO 表示本文提出的考虑多用户不同温度诉求的空调功率调度方案。纵坐标表示用户群体的温度舒服度的总和，其中温度舒适度模型的参数约定为：用户的需求温度区间采用用户偏好温度上下分别两摄氏度的范围，阈值设为 0.3。从图 4-10 可知，User_A 方案的舒适度的值为 2.78，User_B 方案的舒适度的值为 2.04，User_C 方案的舒适度的值为 2.78，User_D 方案的舒适度的值为 1.30，User_E 方案的舒适度的值为 2.34，AVG 方案的舒适度的值为 2.46，PCPSO 方案的舒适值为 3.59，所以在基于用户群体温度舒适度的维度上，本文提出的 PCPSO 方案表现优于其他功率调度方案。

● 评估各种控制策略在用电耗损上的表现

为了评估不同空调功率控制策略在用电耗损上的效果，本文进行了如图 5-4 所示的实验。

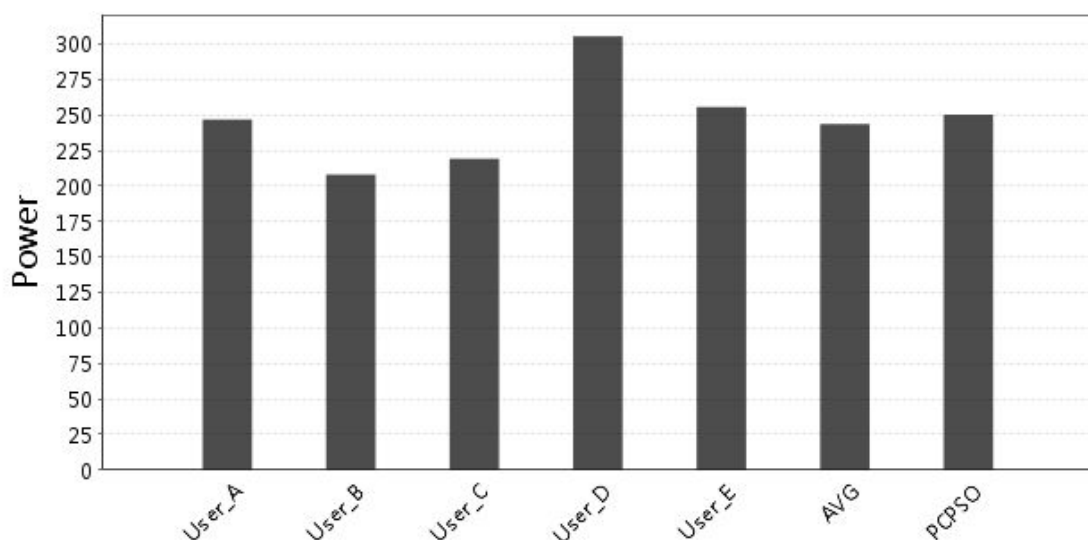


图 5-4 不同方案下空调终端的功率的总和

同样，图 4-11 的横坐标表示不同空调功率控制策略，纵坐标表示空调终端的功率总和，其中 User_A 方案的功率总和为 246.79，User_B 方案的功率总和为 208.0，User_C 方案的功率总和为 219.18，User_D 方案的功率总和为 305.43，User_E 方案的功率总和为 255.61，AVG 方案的功率总和为 243.6，PCPSO 方案的功率总和为 250.18。User_B 的在电能的消耗上小于其他方案，但同时参照图 4-10，可知 User_B 在满足用户群体的温度舒适度上表现比较差，所以该值越低并不能说明此种控制策略的节能效果就好，因为这也跟此

种控制策略是否能满足用户对温度的诉求有关。

- 评估各种控制策略在单位电能效用的表现

为了评估不同空调功率控制策略在单位电能效用上的效果,本文进行了如图 5-5 所示的实验。

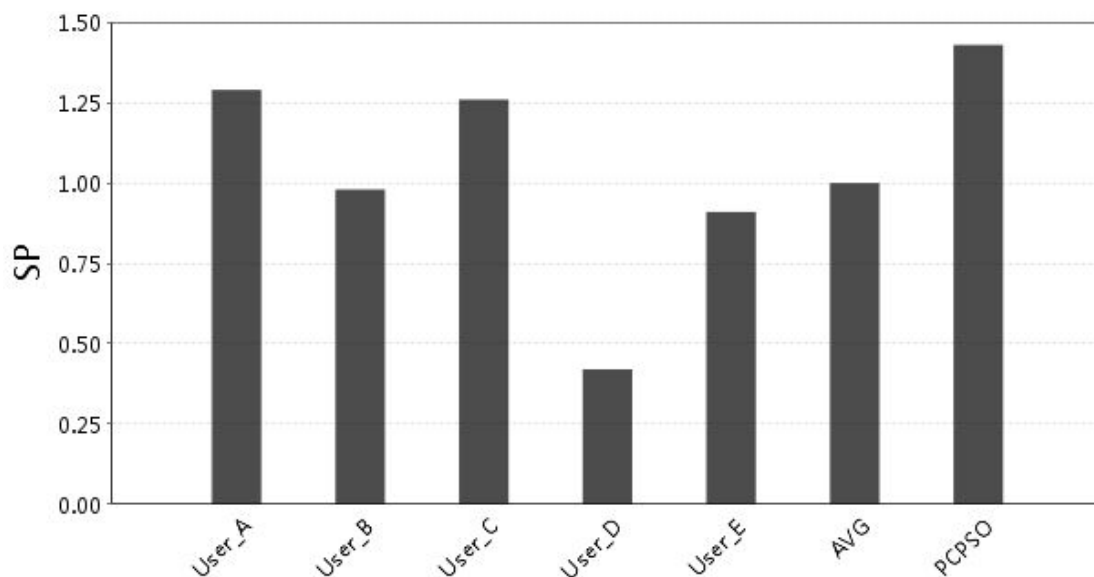


图 5-5 不同方案下单位电能效用的对比

同样,图 4-12 的横坐标表示不同空调功率控制策略,纵坐标表示单位用电的用户舒适度效用,其中 User_A 方案的单位用电效用为 1.29, User_B 方案的单位用电效用为 0.98, User_C 方案的单位用电效用为 1.26, User_D 方案的单位用电效用为 0.42, User_E 方案的单位用电效用为 0.91, AVG 方案的单位用电效用为 1.00, PCPSO 方案的单位用电效用为 1.38。从图 4-12 可知,在基于单位电能效用的维度上,本文提出的 PCPSO 方案表现优于其他功率调度方案。

采用其他的方案的平均用户群体的舒适度平均值为 2.67, PCPSO 方案下的舒适度为 3.49, 舒适度提高了 30.7%; 在功率方面, 其他方案的平均功率为 246.3, PCPSO 方案下为 250.18, 虽然功率增加了 2.2%, 但是采用其他的方案的单位用电效用的值为 0.97, PCPSO 方案下的单位用电效用为 1.43, 单位用电效用提高了 47.4%。

5.2.3 目标与 PCPSO 的改进评估

在 3.2.4 章节, 本文利用规约加权的方法将多目标转化为一个评估函数作为最终优化的目标。很显然对于 α , β 的不同取值, 会导致不同的调度方案, 所以本文通过调整 α 的取值来评估在不同的 α , β 取值下模型的效用的变化情况, 并希望能给出对于 α , β 的取

值的建议。

同时，在 3.5 章节中，本文提出了基于粒子群改进的功率调度算法，为克服粒子群收敛于局部最优解不能跳出的缺点，同时引入了一种局部解检测与重试的机制。引入这种机制是否能够有效保证目标函数的全局最优解，本文下面通过实验数据来对比分析。

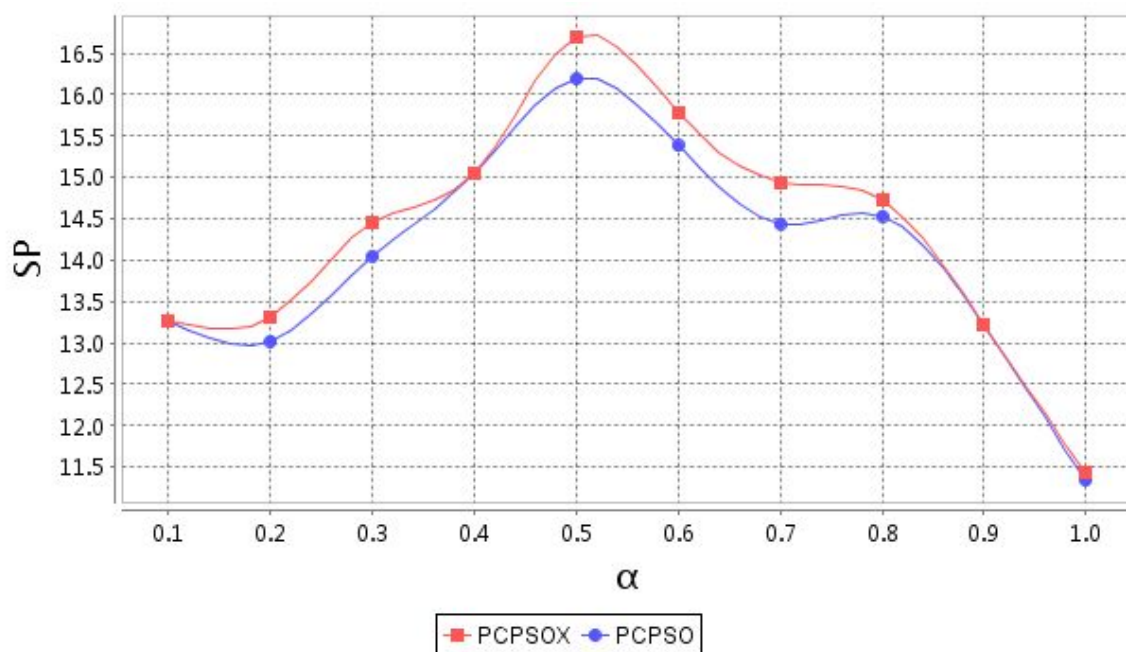


图 5-6 不同 α 取值以及与改进的 PCPSO 算法的单位电能效用对比

如图 5-6 所示，是在不同 α 取值下对应的目标函数的电能效用，其中 SP 是每 100 度用电的平均满意度。图中横坐标表示 α 的取值的变化，从 0 到 1.0，对应 β 的取值从 1.0 到 0；图中纵坐标表示目标函数在对应 α 取值下通过最佳调度能够获取的用电效用的值。目标函数的求值都是在限定了两万次迭代下求解的，其中绿色曲线表示基于原始的粒子群算法的功率调度算法获取的电能效用，红色曲线是基于粒子群改进的功率调度算法获取的用电效用。

通过图 5-6 可以观察到两点：第一点，随着 α ， β 取值的不同，目标函数求解的最优解的用电效用值会不同，在本实验环境下，当 α 在 0.5 左右时能够获得最佳的电能效用方案，一个主要的原因是本文在构建目标函数时对多目标进行了规约；第二点，通过引入一种跳出局部最优解机制的粒子群改进算法在固定的迭代次数下能更好的获取全局最优近似解。

5.3 本章小结

本章通过所有用户群体的温度舒服度的总和、所有空调终端功率的总和以及通过温度舒适度总和与功率总和的比值 S/P 三个指标来评估本文提出的智能空调模型的有效性，同时还对目标与 PCPSO 的改进算法也进行了相关参数的比较分析。通过对各种实验结果的综合分析，论证了本文提出的基于 WSN 的智能空调模型的有效性。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

智能型生活空间是以提高环境舒适度和自动化节能作为两个主要目标的，而根据相关文献，三分之一以上的电能被消耗到供热通风与空气调节系统中，所以基于特定应用场景利用获取的上下文信息自动调度空调系统来提高环境舒适度和节约电能是一个十分有意义的研究课题。

目前涉及到空调系统智能化的学术研究和工业应用并不多，通过整理和总结，本文将空调的智能化模型划分成三类：基于人工智能的空调控制模型、基于 WSN 的智能空调控制模型以及基于物联网的智能空调模型。通过分析发现上述研究都没有考虑多用户不同温度诉求的问题，所以本文尝试结合 WSN 技术、计算智能、机器学习技术建立一套基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调控制模型。

本文研究了控制环境下的用户需求模型，并提出了智能建筑环境下用户对温度的连续性舒适度模型。基于用户温度舒适度模型，本文提出了一种多用户不同温度诉求场景下基于无线传感网的智能空调控制模型。该模型将无线传感器随机布置在感应区域采集温度并反馈给后台服务器作为决策参数，在模型进行功率调度时考量两种目标即以最小化用电费用支出和极大化用户群体总温度舒适度总和。为了能快速响应用户需求，本文提出了基于粒子群的功率调度算法。

同时，本文依据前面的模型设计了一个基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调系统，分别从系统的架构、系统软件架构以及控制服务模块三个方面阐述了设计思路和细节并仿真实现了系统的控制服务模块。

最后，通过仿真实现的控制服务模块进行了仿真实验的设计，并通过实验结果的对比和分析，评估了本文提出的智能空调控制模型在提高用户总体舒适度和节能效果上的优势。

6.2 未来研究方向

本文提出的基于 WSN 的多用户需求管理的智能空调控制模型在电能的节省和提供环境舒适度上是具有积极的研究意义，但是在这方面将来还是有很多可研究的空间。

- 本文提出的技术方案只停留在理论和设计上，在建模过程中做了很多条件的假设，并没有考虑实际实现过程中需要考虑的诸多因素，所以实验的设计是基于仿真的数据来论证的，将来有条件可以实现系统，可考虑采用真实数据。
- 本文提出的智能空调控制模型需要用户主动提交用户对温度的个性化诉求，如果能采用某种机制可以比较准确拟合出用户的个性化模型，就可以预测用户在特定上下文环境的个性诉求，这样整个控制智能空调的控制模型就完全自动化了，所以这也是未来可以研究的方向。
- 本文只考虑了温度这一环境因素，其实决定用户的环境舒适度是取决于很多因素的，例如光照强度、湿度、通风情况、二氧化碳浓度等等，未来可以考虑参考 PMV，把更多影响用户舒适度的因素考虑进来。
- 本文在考虑电价时将电价作为一个静态常量，而在实际生活中，电价是动态变化的，随着使用时段的不同价格而有所区别，例如用电高峰时段的电价就高于一般时段的电价，所以将来的研究可以把实时电价考虑进来。

参 考 文 献

- [1] 封松林, 叶甜春. 物联网/传感网发展之路初探[J]. 中国科学院院刊. 2010, 12(1): 21-32
- [2] 孙利民, 李建中, 陈渝, 朱红松. 无线传感器网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [3] Lee S H, Lee S, Song H, et al. Wireless sensor network design for tactical military applications: remote large-scale environments [A]. Proc of Military Communications Conference [C], 2009.
- [4] De Bree H E, Wind J W. The acoustic vector sensor: a versatile battlefield acoustics sensor[C]//Proc of SPIE Defense, Security, and Sensing. International Society for Optics and Photonics [A], 2011: 80470C-80470C-8.
- [5] Kumar, Pardeep. A User Authentication for Healthcare Application Using Wireless Medical Sensor Networks[C]. Proc of 2011 IEEE 13th International Conference on High Performance Computing and Communications (HPCC), 2011, 24(9): 647-652.
- [6] 寇海洲. 无线传感器网络在车位控制中的应用[J]. 计算机与信息技术, 2008, 4(3): 51-62
- [7] 毛泉涌. 基于无线传感器网络的停车位控制器研究与设计[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2012.
- [8] 张豫鹤, 黄希, 崔莉. 面向交通信息采集的无线传感器网络节点[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(1): 110-118.
- [9] 张帆. 面向公路交通的无线传感器网络节能关键技术研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2011.
- [10] 张云勇, 房秉毅. 基于物联网的智能家居技术标准化现状及发展建议[J]. 移动通信, 2010, 15(1): 71-79
- [11] 刘荣. 建筑智能化系统工程集成管理研究[D]. 华中科技大学 2012
- [12] 任伟. 智能建筑系统分析与设计[D]. 电子科技大学 2013
- [13] 苏瑾. 智能建筑火灾报警控制系统的设计与研究[D]. 中南大学 2008.
- [14] 刘雪峰. 中央空调冷源系统变负荷运行控制机理与应用研究[D]. 华南理工大学, 2012.
- [15] Shengwei Wang, et al. Online adaptive control for optimizing variable speed pumps of indirect water - cooled chilling systems[C]. 2000.
- [16] 杜成仁. 智能家居的发展趋势[J]. 智能建筑与城市信息. 2011, 11(7): 34-43
- [17] Zhou Xiao-yan, Huang Ting-lei. Research on Smart Living Technology based on WSN[C]. International Conference on Intelligent Computing and Integrated Systems . 2010.
- [18] 杨雷. 基于 ZigBee 的智能家居监测控制系统的设计[D]. 北京交通大学 2012.
- [19] 彭洪明. 智能家居的体系结构及关键技术研究[D]. 北京交通大学 2012.
- [20] O.Gassmann, H.Meixner, J.Hesse, and W.Gopel. Sensors in intelligent buildings: Sensors applications[C]. Wiley-VCH, 2001.
- [21] Bennett S. The past of PID controllers[J]. Annual Reviews in Control . 2001, 11(9): 31-39
- [22] 李界家, 陈浩, 李颖. 神经网络解耦控制在中央空调系统中的应用[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版). 2012, 14(1): 48-55
- [23] 邓勇. 中央空调系统的模糊神经网络 PID 控制器研究[D]. 南华大学 2012.
- [24] 马强. 混合遗传模拟退火算法在中央空调水系统优化中的应用研究[D]. 浙江大学 2012.

- [25] 王兆龙, 王伟, 丁国忠. 基于人体工程及非均匀温度场智能空调系统[J]. 建筑节能. 2004, 11(9):67-77
- [26] 魏东, 潘兴华, 张明廉. 舒适性指标 PMV 在暖通空调控制中的应用[J]. 北京建筑工程学院学报. 2010, 12(09):89-98
- [27] 赵梅香. 基于粒子群和 BP 神经网络的 PMV 预测模型在智能办公建筑中应用研究[D]. 华南理工大学. 2012.
- [28] 邢远凯. 基于决策树和遗传算法的神经网络研究及应用[D]. 浙江大学 2010
- [29] 韩滔. 基于动态热舒适的空调控制方案研究[D]. 西南交通大学. 2006.
- [30] S.-P. Kuo, H.-J. Kuo, and Y.-C. Tseng. The beacon movement detection problem in wireless sensor networks for localization applications[J]. IEEE Trans. on Mobile Computing, 8(10):1326–1338, 2009.
- [31] 傅嘉. 阿里云助阵美的的物联网空调[N]. 中国证券报. 2013-08-13 (007).
- [32] 张喆. 计算智能问题研究[D]. 中国海洋大学 2008.
- [33] 刘昆. 软计算方法在智能优化中的应用研究[D]. 浙江大学 2002.
- [34] D. Dubois, H. Prade. Soft computing, fuzzy logic, and artificial intelligence[J]. Soft Computing . 1998, 12(1):45-53.
- [35] 蔡自兴, 徐光佑. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [36] 闫友彪, 陈元琰. 机器学习的主要策略综述[J]. 计算机应用研究. 2004. 13(7):78-83.
- [37] S.B.Kotsiantis, I.D.Zaharakis, P. E. Pintelas. Machine learning: a review of classification and combining techniques[J]. Artificial Intelligence Review . 2006, 15(3):87-95
- [38] Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson, Ronald L. Rivest, and Clifford Stein. Introduction to Algorithms, Second Edition[M]. MIT Press and McGraw-Hill, 2001. Chapter 29: Linear Programming, pp.770–821.
- [39] Shinji Mizuno, Florian Jarre. Global and polynomial-time convergence of an infeasible-interior-point algorithm using inexact computation[J]. Mathematical Programming . 1999, 13(1):89-97.
- [40] Michael J. Todd. Potential-reduction methods in mathematical programming[J]. Mathematical Programming . 1997 14(1):79-100.
- [41] 朱大奇, 史慧. 人工神经网络原理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [42] 毛健, 赵红东, 姚婧婧. 人工神经网络的发展及应用[J]. 电子设计工程. 2011, 15(24):67-76
- [43] 吴中博, 张重生, 陈红, 等. 传感器网络中健壮数据聚集算法[J]. Journal of Software, 2009, 20(7): 1885-1894.
- [44] 余妹兰, 匡芳君. BP 神经网络学习算法的改进及应用[J]. 沈阳农业大学学报. 2011, 11(3)
- [45] 白鹤松. 基于多目标线性规划的决策模型研究[J]. 哈尔滨理工大学学报. 2008, 18(6).
- [46] 张国强, 张伯明. 基于组合预测的风电场风速及风电机功率预测[J]. 电力系统自动化. 2009, 12(18):78-98
- [47] Guu S M, Wu Y K. Two-phase approach for solving the fuzzy linear programming problems[J]. Fuzzy Sets and Systems . 1999, 10(9).
- [48] 孟红云, 刘三阳. 求解多目标优化问题的多智能体遗传算法[J]. 西北大学学报(自然科学版). 2005 12,(01):167-178
- [49] Tadeusz Antczak. A New Approach to Multiobjective Programming with a Modified Objective Function[J]. Journal of Global Optimization . 2003, 14(4):111-124

- [50] 刘建华. 粒子群算法的基本理论及其改进研究[D]. 中南大学 2009.
- [51] Ammar W. Mohemmed, Nirod Chandra Sahoo, Tan Kim Geok. Hybrid co-evolutionary particle swarm optimization and noising metaheuristics for the delay constrained least cost path problem[J]. Journal of Heuristics . 2010 (4)
- [52] Riccardo Poli, James Kennedy, Tim Blackwell. Particle swarm optimization[J]. Swarm Intelligence . 2007, 14(1):1433-1450
- [53] 许海玲, 吴潇, 李晓东, 阎保平. 互联网推荐系统比较研究[J]. 软件学报. 2009, 11(2):145-157

致 谢

攻读学位期间参加的科研项目和成果

参加的科研项目

- [1] 浙江省科技计划项目：基于无线传感器网络的电力线健康监测系统（2011C21014）

软著

- [1] 基于 SSH 的仓库材料管理系统[2013SR137306] (授权)
[2] 基于 WEB 的网络收藏夹系统[2013SR129435] (授权)

专利

- [1] 一种降低电网系统峰值平均负荷率的控制方法[201210570112.1] (受理)