

类 号： TB6

单位代码： 10335

密 级： 无

学 号： 21960271

浙江大学

硕士专业学位论文



中文论文题目： 基于机器学习和红外图像分析的非接触式个体热舒适模型建立与应用

英文论文题目： Establishment and application of non-contact personal comfort model based on machine learning and infrared image analysis

申请人姓名： 尹志鑫

指导教师： 徐象国 教授

合作导师： 李德鹏 高级工程师

专业学位类别： 专业硕士

专业学位领域： 动力工程

所在学院： 能源工程学院

论文提交日期 2022 年 3 月

基于机器学习和红外图像分析的非接触式
个体热舒适模型建立与应用



论文作者签名: 尹志鑫

指导教师签名: 符家同

论文评阅人 1: _____

评阅人 2: _____

评阅人 3: _____

评阅人 4: _____

评阅人 5: _____

答辩委员会主席: 张学军 教授

委员 1: 赵 阳 研究员

委员 2: 张绍志 副教授

委员 3: 徐英杰 副教授

委员 4: 王伟军 高级工程师

委员 5: _____

答辩日期: 2022 年 3 月 6 号

致谢

光阴似箭，不知不觉间我在求是园中已走过了七个春夏。如今校园生活接近尾声，一幕幕的校园往事又浮现在心头，无论是做出成绩时开心满足的时光，抑或是感到迷茫困惑的低落时刻，这五彩斑斓的点点滴滴共同构成了我的青春时光。面临离别，纵有万千思绪，终化作感恩之情，借此机会向老师、兄长、亲人和所有陪伴我的人表达。

首先，我要感谢我的导师徐象国教授。首先感谢徐老师对我个人规划及选择的支持，使我有机会在第一年研究生期间到瑞典皇家理工学院交流学习，体验不同的生活学习环境，开拓了我的视野。其次，感谢徐老师在学业上对我进行的详尽而耐心的指导。我的课题在课题组中的方向相对较新，徐老师常常耐心地引导和启发我的思路，鼓励我不断尝试，使我受益匪浅。徐老师严谨的治学态度以及缜密的分析思路都常令我深深折服。在生活中，感谢徐老师对我个人成长进行的鼓励与指导，无论是课题选择还是职业发展，徐老师都对我给予了很大的支持与尊重。

感谢低温所的张学军老师、张绍志老师、赵阳老师等其他老师对我课题以及科研上的指导。无论在开题、中期还是结题中，老师们提出的宝贵意见以及建议都对我的课题产生了很大的启发和帮助。

感谢 CSE 课题组的所有伙伴，陪我度过了健康快乐的两年时光。我们是一个非常有爱的大家庭，每个人都非常友善，大家互帮互助。感谢张晓波师兄、邵俊强师兄、胡永军师兄、方志强师兄对我课题进行中给予的帮助和指导。感谢叶崇阳、姚薇、陈颖、张哲、车铭江、袁佳伟、柳张清、郑雨霖、刘卓勋、徐宁、师雅博、吴中越等同学的陪伴，非常开心与你们度过这一段难忘的时光。

感谢所有在研究生期间帮助过我、陪伴过我的同学和兄长。每一段遇见都是我们的缘分，我会将所有的相遇都牢记在心，在日后的时光中慢慢回味。特别要感谢林樱同学，我们在这段人生最美好的年华中互相陪伴，互相激励，共同成长，留下了许多美好的记忆。

感谢我的父母和亲人对我的养育之恩。我的父母从小就为我搭建了一个轻

松和有爱的成长环境。他们尊重我的选择，支持我的爱好，鼓励我成为一个正直有担当的好青年。也感谢我的姥姥姥爷、爷爷奶奶、小姨小姨夫等所有的亲人们，感谢你们的爱，不管我走到哪里，飞得多高，家永远是我温馨的港湾。希望在未来的日子里我都能常回家看看，多陪伴你们！

感谢国家自然科学基金项目（51976181）的资助，帮助我更加顺利地推进课题。

临别之际，感慨良多。七载光阴，我已从那个懵懂的少年成长为一个有学识有修养的青年。走出校园，我定会将“求是创新”的校训刻于心际，向那些历史上灿若星辰的前辈校友们努力看齐，力争成为一个新时代有担当有理想的好青年。

愿我走出半生，归来仍是少年。

尹志鑫

2022年3月于求是园

基于机器学习和红外图像分析的非接触式个体热舒适模型建立与应用

摘要

随着人们生活水平的提高,对室内环境的舒适要求也越来越高。传统的热舒适模型无法准确地描述室内人员的即时状态,所以数据驱动的个体热舒适模型研究逐渐被学者重视起来。个体热舒适模型优先考虑具有成本效益且易于获取的数据,往往含有表征室内人员即时性状态的参数,且可以不断训练与更新。目前这类模型大多采用接触式传感器采集受试者数据,使得数据采集过程对室内人员干扰较大,模型准确度受到影响,且在实际应用过程中受限。其次,这类模型只针对某一类较为特定的人群进行开发,对于其他类型的人群的普适性往往会比较差。目前鲜有学者针对中国人群建立热舒适样本库并采用数据训练的方式进行热舒适模型的开发工作。另外,目前研究多集中于模型本身的开发,对其后续的应用研究较少,而将个体热舒适模型整合进入 HVAC 系统的控制回路之中是其能得到实际应用的重要一步。

基于现有研究的不足,本课题开展了对非接触式个体热舒适模型的理论分析和实验研究。首先,为了实现非接触式地提取人脸各关键器官的皮肤温度,利用 USTC-NVIE 数据库开发了红外人脸关键点提取算法,开发改进了高分辨率特征学习网络(HRNet)对数据库进行深度学习数据训练。与其他模型相比我们开发的红外人脸关键点提取算法取得了较大准确度的提升。随后,招募受试者进行个体热舒适实验,采集针对中国人群特征的生理参数、实验中的环境参数以及受试者的热舒适反馈情况,建立适用于中国人群特征的热舒适样本库。之后,基于个体热舒适实验数据,进行假设检验和相关性分析,利用支持向量机算法构建了个体热舒适模型并进行了优化。分析了不同输入参数对模型效果的影响,发现关键部位皮肤温度+环境参数+个体参数的输入参数效果最优,可以达到 85% 的准确率。但当采集条件有所限制时,全脸皮肤温度+环境参数的组合也能取得较高的准确率。最后,基于开发的个体热舒适模型提出对空气温度和风速的控

制策略，并搭建一套智能空调系统。对模型在空调上的控制效果进行了研究和分析，并与室内人员自控方式进行了实验对比。实验结果显示，使用个体热舒适模型的控制方式能较好地感知室内环境以及受试者即时状态的变化，对受试者干扰小，能更快地使得室内人员达到舒适状态。在相同的环境条件下，使用个体热舒适模型的控制空调方式受试者的平均舒适程度更高，在空调能耗方面也略优于受试者的自控方式。

关键词：个体热舒适实验，人脸关键点提取，机器学习，个体热舒适模型，控制

Establishment and application of non-contact personal comfort model based on machine learning and infrared image analysis

Abstract

With the improvement of people's living standards, the requirements for the comfort of the indoor environment are getting higher and higher. The traditional thermal comfort model cannot accurately describe the real-time status of indoor occupants, so the research of data-driven personal comfort model is getting more attention. The personal comfort model prioritizes cost-effective and easy-to-obtain data, and always contains parameters that represent the instantaneous state of the occupants, and can be continuously trained and updated. At present, most of these models use invasive sensors to collect subject data, which makes the process of data collection interference with occupants, which affects the accuracy of the model, so the actual application is limited. Secondly, this type of model is only developed for a certain type of population, and its performance to other types of population tends to be relatively poor. Until now, few scholars have established a thermal comfort sample database for the Chinese population and trained data to develop personal comfort model. In addition, the current research is mostly focused on the development of the model itself, but subsequent application of the model is less concerned. The integration of the personal comfort model into the control loop of the HVAC system is an important step for its practical application.

In view of the shortage of existing research, this paper carries out theoretical and experimental research on the non-contact personal comfort model. First, in order to extract the skin temperature of the key facial area without contacting individuals, the USTC-NVIE database was used to develop an infrared facial landmark detection algorithm, and an improved high-resolution network(HRNet) was developed by deep learning on the database. We achieve the superior accuracy over the state-of-the-art algorithm. Subsequently, subjects were recruited to conduct personal thermal comfort experiments. The physiological parameters for the characteristics of the Chinese population, the environmental parameters in the experiment, and the thermal comfort feedback of the subjects were collected to establish a thermal comfort sample database suitable for the characteristics of the Chinese population. Then, based on experimental data, hypothesis testing and correlation analysis was performed. Personal comfort model was constructed and optimized using Support Vector Machines. Analyzing the performance of different input parameters, the result shows that the input parameters of all skin temperature + environmental parameters + individual parameters have the best effect, which can reach an accuracy of 85%. However, when the acquisition conditions are limited, the combination of the whole face skin temperature + environmental parameters can also achieve high accuracy.

Finally, based on the developed personal comfort model, a control strategy for air temperature and wind speed is proposed, and an intelligent air-conditioning system is built. The control effect of the model on air-conditioning is studied and analyzed, and the experiment is compared with the self-control method of air-conditioning by occupants. The experimental results show that the control method using the personal comfort model can perceive changes in the indoor environment and the subject's immediate state with little interference to the subject, and make indoor individual reach a comfortable state more quickly. Under the same environmental conditions, the average comfort level of subjects using personal comfort model to control air conditioning is higher, and the energy consumption of air conditioning is slightly better than the self-control method.

Keywords: personal comfort experiment, face key point extraction, machine learning, personal comfort model, control

。

目录

致谢.....	III
摘要.....	III
目录.....	VI
图目录.....	IX
表目录.....	IXI
1 引言.....	1
1.1 课题研究背景	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 数据驱动的个体热舒适模型.....	2
1.2.2 针对我国人群特征的热舒适相关研究工作.....	5
1.2.3 个体热舒适模型与空调系统的结合.....	6
1.3 本文的研究内容与研究方法	7
1.4 本章小结	8
2 红外人脸关键点提取算法.....	9
2.1 人脸关键点提取	9
2.2 数据库介绍和数据预处理	10
2.2.1 数据库介绍.....	10
2.2.2 数据预处理.....	11
2.3 训练过程和细节	13
2.3.1 高分辨率特征学习网络.....	13
2.3.2 含有人脸属性权重的损失函数.....	14
2.3.3 训练和测试过程.....	14
2.4 结果评价	15
2.4.1 评价指标.....	16
2.4.2 评价结果.....	16
2.5 本章小结	19
3 个体热舒适实验设计与实现.....	20

3.1 人体热舒适影响因素分析	20
3.2 实验对象	22
3.3 实验环境和数据采集设备	23
3.3.1 实验环境	23
3.3.2 数据采集设备	26
3.4 热舒适反馈问卷的设计	28
3.5 实验流程	30
3.6 本章小结	32
4 个体热舒适模型构建与分析	33
4.1 实验数据统计分析	33
4.1.1 实验环境参数	33
4.1.2 受试者问卷反馈	34
4.1.3 皮肤温度统计分析	35
4.2 相关性分析	39
4.3 不同性别和 BMI 指数的个体热舒适差异分析	42
4.3.1 不同性别之间的个体热舒适差异分析	42
4.3.2 不同 BMI 指数之间的个体热舒适差异分析	46
4.4 基于机器学习的个体热舒适模型构建与分析	50
4.4.1 机器学习算法选取与初步训练	50
4.4.2 模型构建与参数优化	52
4.4.3 不同输入参数对模型效果的影响	56
4.5 本章小结	57
5 基于个体热舒适模型的智能空调控制	58
5.1 基于个体热舒适模型的温度设定点算法	58
5.2 基于个体热舒适模型的控制策略设计	59
5.3 智能空调系统设计	62
5.4 智能空调系统控制实验及结果分析	64
5.5 本章小结	69
6 总结与展望	71

参考文献.....	73
硕士期间所取得的研究成果.....	80

图目录

图 1.1 Ghahramani 等和 Choi 采用的传感器采集温度方式	4
图 2.1 U-net 网络结构	10
图 2.2 HRNet_v2 网络结构图	10
图 2.3 标注好的可见光 27 点人脸关键点	11
图 2.4 标注好的红外 13 点人脸关键点	12
图 2.5 关键点转换前后对比图	12
图 2.6 人脸检测和裁剪过程	14
图 2.7 不同版本的 HRNet 输出层特征	15
图 2.8 热红外关键点识别效果对应展示	17
图 2.9 增加人脸属性权重系数前后的识别效果对比	18
图 2.10 各个类别下模型的 NME 值	18
图 3.1 空调房间平面图	24
图 3.2 热湿负荷发生器结构图	24
图 3.3 实验室布置情况	25
图 3.4 空调控制系统的触摸屏控制界面	26
图 3.5 LabVIEW 程序主界面	27
图 3.6 FLIR E40 红外摄像头	28
图 3.7 HOBO u12-012 温湿度采集器	28
图 3.8 TSV 等级描述	29
图 3.9 TCV 等级描述	29
图 3.10 受试者反馈问卷设置	30
图 3.11 使用红外摄像头拍摄的受试者面部图像	31
图 3.12 实验流程示意图	32
图 4.1 实验过程中的室内空气温度变化	33
图 4.2 实验过程中的室内相对湿度变化	34
图 4.3 TSV 反馈情况统计	34

图 4.4 TCV 反馈情况统计.....	35
图 4.5 人脸各区域识别效果图.....	36
图 4.6 全脸皮肤温度与室内空气温度之间的关系.....	36
图 4.7 脸部不同部位的皮肤温度箱型图统计.....	37
图 4.8 各部位平均皮肤温度与 TSV 之间的关系	38
图 4.9 不同受试者的全脸皮肤温度箱型图统计.....	39
图 4.10 不同性别之间的 TSV 反馈情况统计	45
图 4.11 不同性别之间的全脸皮肤温度与 TSV 的关系	45
图 4.12 不同 BMI 等级之间的 TSV 反馈情况统计.....	49
图 4.13 不同 BMI 等级之间的全脸皮肤温度与 TSV 的关系	49
图 4.14 不同核函数的分类效果.....	54
图 4.15 不同 C 和 γ 的分类器分类效果	56
图 5.1 温度设定点线性算法.....	59
图 5.2 基于设定温度的空调控制方式.....	60
图 5.3 基于 PMV 指标的空调控制方式	60
图 5.4 基于个体热舒适模型的控制方式.....	61
图 5.5 基于个体热舒适模型的控制流程图.....	62
图 5.6 智能空调样机的整体系统设计.....	63
图 5.7 红外热像仪模块 FLIR Lepton 实物图.....	64
图 5.8 第一组实验流程图.....	66
图 5.9 基于个体热舒适模型控制的 3 位受试者控制结果	67
图 5.10 两种方式的控制效果比较.....	68

表目录

表 2.1 人脸属性.....	13
表 2.2 各个算法在测试集上表现.....	16
表 3.1 人体热舒适状态的影响因素.....	22
表 3.2 受试者年龄与 BMI 指数统计	23
表 3.3 热湿负荷发生器参数.....	25
表 3.4 FLIR E40 规格表.....	27
表 4.1 K-S 检验结果	40
表 4.2 相关系数.....	42
表 4.3 不同性别之间的皮肤温度统计分析.....	43
表 4.4 不同性别之间的皮肤温度 t-检验结果	43
表 4.5 不同性别之间的皮肤温度与 TSV 相关性分析	46
表 4.6 不同 BMI 等级之间的皮肤温度统计分析	47
表 4.7 不同 BMI 等级的受试者的皮肤温度 t-检验结果.....	48
表 4.8 不同 BMI 等级之间的皮肤温度与 TSV 相关性分析.....	50
表 4.9 各个机器学习算法初步训练结果.....	52
表 4.10 常见核函数.....	53
表 4.11 使用各个核函数的训练效果.....	53
表 4.12 参数 γ 对分类器效果的影响 ($C=1$)	55
表 4.13 参数 C 对分类器效果的影响 ($\gamma=10$)	55
表 4.14 不同输入参数对模型效果的影响.....	57
表 5.1 FLIR Lepton 2.5 规格表.....	64
表 5.2 基于两种控制方式的结果比较.....	69

1 引言

1.1 课题研究背景

随着人们生活水平的提高，对室内环境的舒适要求也越来越高。HVAC（Heating, Ventilation and Air Conditioning, HVAC）系统作为调节室内环境参数的重要设备，在提升室内人员舒适度方面发挥了巨大的作用，同时也消耗了大量的能源。数据表明^[1]，HVAC系统的能耗占据了建筑运行的40%-50%。然而，如此巨大的能源消耗并没有带来令人满意的室内热舒适水平。Karmann等^[2]对北美办公楼的大规模调查显示，52980名空间使用者中43%都对环境的热舒适程度感到不满意。由于舒适的热环境与室内人员的健康状况、工作效率等息息相关，更准确地预测室内人员的热舒适状况就显得尤为重要。

目前，应用在建筑环境中的热舒适模型主要有两种：PMV模型和适应性模型。PMV（Predicted Mean Vote）模型^[3]是由丹麦的Fanger教授提出的衡量人体热舒适性的综合指标，是目前最广为接受的模型，成为了ISO 7730^[4]和ASHRAE 55^[5]标准的基础。它以人体热平衡的基本方程式和心理生理学主观热感的等级为基础，考虑了人体热舒适感诸多有关因素，包括人体的新陈代谢率、服装的热阻、空气的温度、空气的相对湿度、空气流速和平均辐射温度六个变量。自适应模型基于全球实地研究数据，通过绘制舒适的室内温度和主要室外温度之间的线性关系，说明人们在自然条件下适应可变环境条件的固有能力^[6]。目前主要有两个适应性模型的标准：de Dear和Brager的ASHRAE 55 自适应模型^[7]和 Nicol 和 Humphreys的 EN 15251 自适应模型^[8]。

尽管这两种模型被国际标准所采用，但他们仍然在实际应用中存在着诸多限制。首先，PMV 模型所需要的输入变量（如人体代谢率、服装热阻）的获得成本较高，且较难在建筑实际使用过程中获得。其次，当应用于个人时，两个现有模型都显示出较差的预测性能。这是因为这些模型假设室内人员的热感觉是静态且彼此无差异的，但人与人之间的热舒适度差异很大，因此在预测个人的热舒适度响应时，它们的准确性会降低。第三，两种模型通常都无法根据实

际情况重新学习。它们基于从实验室（PMV）或现场（自适应）测量收集的一组固定数据。因此，模型属性和系数可能无法准确地描述特定现场环境中个别居住者的舒适度特征，但没有规定允许根据室内人员反馈和现场收集的数据更新这些现有模型^[6]。

所以，近年来，随着大数据和人工智能技术的发展，越来越多的学者采用数据驱动的方式在个体热舒适模型上进行了研究工作。个体热舒适模型是用于预测个体舒适度状态的模型，而不是大量人口的平均反应，它使用个体的相关数据（例如皮肤温度、心率、热舒适反馈等）和其他相关数据（空气温度、湿度等）训练和测试模型，可以灵活测试不同的建模方法以及模型变量，有能力引入新的数据。得到个体热舒适模型主要有以下步骤：数据采集、数据处理、数据训练、模型优化。

首先，对于数据采集工作，这类模型大多采用接触式传感器采集受试者数据，使得数据采集过程对室内人员干扰较大，模型准确度受到影响，且在实际应用过程中也会比较受限。其次，这类模型只针对某一类较为特定的人群进行开发，对于其他类型的人群的普适性往往会比较差。从文献调研来看，鲜有学者针对中国人群建立热舒适样本库并采用数据训练的方式进行热舒适模型的开发工作。另外，目前研究多集中于模型本身的开发，对其后续的应用研究较少，而将个体热舒适模型整合进入 HVAC 系统的控制回路之中是其能得到实际应用的重要一步。因此，绪论的第二部分将对个体热舒适模型的研究现状进行阐述，主要包含了数据驱动的个体热舒适模型，针对我国人群的热舒适相关研究工作和个体热舒适与空调系统的结合三部分内容。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 数据驱动的个体热舒适模型

如研究背景所述，个体热舒适模型是学者们针对传统热舒适模型不能有效预测室内人员的即时热舒适状态而提出的。个体热舒适模型有几个特点：1）优先考虑具有成本效益且易于获取的数据 2）以个人为主体分析单位而不是人口或人群； 3）使用来自个人和相关数据的直接反馈以训练模型； 4）采用数据驱动

方法，允许灵活测试不同的建模方法和潜在的解释变量，有能力在模型中引入的新数据并进行自学习。

建立一个数据驱动的个体热舒适模型主要包括以下几个步骤：1.数据采集和准备；2.模型选择；3.模型评估。数据采集和准备主要包括了决定采集哪些数据作为模型的输入参数、实验采集设备的布置、对采集数据的清洗和整理等过程。模型选择主要是根据所采集的数据和训练目标选择合适的学习算法。模型评估指的是对训练出的模型在评价指标上加以评估。模型后续应用指的后续与空调系统的结合与添加新数据的再学习功能。

在数据采集和准备方面，学者们尝试了不同的采集方式和参数。反映人体热舒适性的因素可分为环境参数（如室内温度、室内湿度等）、生理参数（如皮肤温度、心率、性别、年龄、BMI 指数等）和其他参数（如人员对空调的控制行为等）。Kim 等^[9]使用室内人员对空调的控制行为和环境参数作为模型输入参数进行训练，取得 73%的预测准确率。Li 等^[10]使用微软手环采集心率和人体日常行为数据作为表征人体状态的重要参数输入至模型中进行训练，取得了 80%以上的预测准确率。Angel 等^[11]发现人体的皮肤温度随着年龄的增大而降低，特别是对于年龄大于 60 岁的老年人，他们的皮肤温度在远端身体区域会有比较明显的降低。Choi 等^[12]建立了个体热舒适模型并分别按性别和 BMI 指数分类对实验数据进行分析，发现不同性别和 BMI 指数的人群在皮肤温度和心率特征上都有一定的差异性。

皮肤温度作为表征人体体温调节系统状态的重要特征，更是被众多学者所采集作为模型的输入参数，总体来说，采集皮肤温度的方式可分为接触式和非接触式。如图 1.1 所示，Ghahramani 等^[13]让受试者带上装有温度传感器的眼镜进行脸部皮肤温度的采集，并利用脸部不同部位的皮肤温度关系构建了新的预测参数，在 95%的情况下可以预测人体的不舒适状态。Chaudhuri 等^[14]则将温度传感器布置在手背部测量皮肤温度，并考虑了不同人体的身型和着装情况，利用支持向量机模型（SVM）预测人体舒适性，取得了 87%的准确率。Choi^[12]等将温度传感器直接布置在受试者的各个部位的皮肤表面，使用机器学习的方法训练热舒适模型并利用逐级回归的方式得到各个输入参数的重要性排序，发现使用额头温度、手腕温度和性别可以达到 88.52%的准确性。Liu^[15]和 Soo^[16]等尝

试使用可穿戴设备对受试者的皮肤温度进行采集,通过采集皮肤温度、心率和一些环境参数,并利用机器学习分类器计算人体热偏好值,得到了 75%以上的准确率。Li^[17]等基于智能手表的数据对人体热舒适进行了一个线上监测研究,发现使用手腕皮肤温度、温度时间差和心率三个参数可以较高准确率地预测人体热舒适性。虽然这类接触方式采样准确,但对人员的干扰较大,对其本身的热感觉会产生较大的影响,在实际应用过程中也难以推广。

在非接触式数据采集方面,有学者利用红外成像技术来采集人体不同部位的皮肤温度^[18-21]。由于脸部血管密度高,且通常不会被衣物遮挡,所以脸部皮肤温度成为非接触采集方式中的重要部位。Ghahramani 等^[13]对脸部不同部位的皮肤温度进行采集并与人体热舒适状态进行相关性分析,发现脸部不同部位(例如鼻子、耳朵和脸颊)对温度变化的敏感性有比较大的差异。Pavlin^[22]进行了初步研究发现,从热红外相机中提取的人脸额头皮肤温度与人体热舒适关联性很强。Li 等^[18]使用了 kinect 相机提取脸部区域并将该区域映射至标定好的热红外相机中来提取人员的皮肤温度。Cosma 等^[19]利用 RGB-T 平台将 RGB 相机中拍摄检测到的人脸映射至热相机中,并利用自动提取的脸部皮肤特征构建热舒适模型,取得了 76%的准确率。这类双相机拍摄的方式虽然对人员没有干扰,但设备布置繁琐,标定困难,人员的隐私泄漏风险也较大,后续的应用场景较为受限。由于热红外图像中的人脸各个区域识别难度大,高精度热红外设备较为昂贵,还未有学者在热红外图像上直接进行人脸关键区域的识别和温度采集。

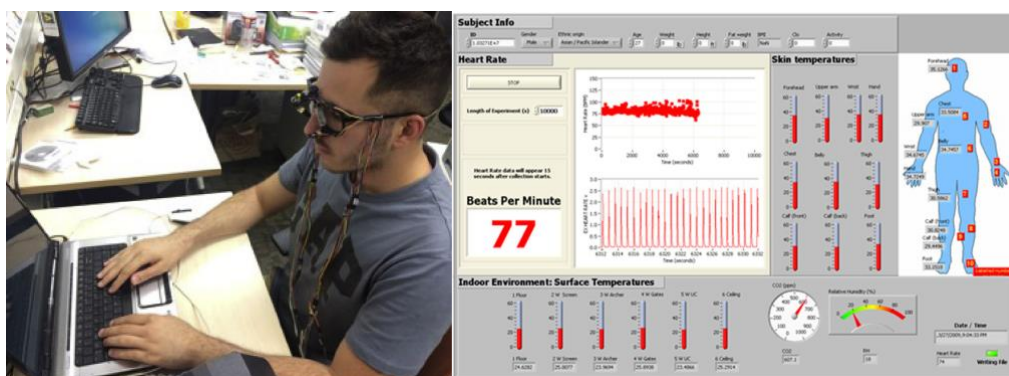


图 1.1 Ghahramani 等^[13]和 Choi^[12]采用的传感器采集温度方式

在模型选择和评估方面,学者们大都选择使用机器学习算法建立影响因素与热舒适值的非线性关系。随着近几年人工智能和大数据的飞速发展,机器学习算法也迎来了飞速的发展。普遍来说,选择机器学习算法有几个考量因素。首先,热舒适模型的输出类型决定了选择回归类学习模型(例如输出为人体舒适温度)还是分类式学习模型(如输出为热舒适偏好,“更暖”或者“更冷”)。其次,数据集的大小和质量决定了哪一种机器学习模型更为适合。目前在个体热舒适模型中应用比较广泛的主要算法有:回归算法、决策树和随机森林算法、贝叶斯算法和支持向量机(SVM)算法等。Salehi 等^[23]尝试了使用神经网络、决策树、高斯过程回归、拟合回归等对实验数据进行拟合,发现高斯过程回归取得了最高的模型准确率和稳定性。Da 等^[24]使用随机森林算法对采集到的人体温度点数据和热反馈加以拟合,取得了 85%的准确率。Ghahramani 等^[25]使用隐式马尔可夫链描述室内人员的热舒适状态的概率分布,可以在 82.8%的情况下预测人体的不舒适情况。Dai 等^[26]针对热舒适实验数据数量少,特征维度较高的特点,选择使用支持向量机(SVM)算法对热舒适性模型进行学习,取得了准确率 90%以上的拟合效果。

1.2.2 针对我国人群特征的热舒适相关研究工作

我国幅员辽阔,不同地区气候差异特征明显,不同的室外气候、建筑热工性能以及供热供冷方式等都会影响人体的室内热舒适性以及人体对环境的适应能力。我国学者对于不同地区居民的热舒适适应性也进行了研究工作。

王远飞等人^[27]结合国外学者提出的温湿指数、不适性指标等,根据上海市气候的特点,建立了一套适用于上海市的人体“气象舒适度指数”的计算公式^[28]。

朱颖心等人^{[29][30]}对不同建筑类型和季节的北京地区居民进行了室内热舒适研究,研究发现室外气候对人体适应性有重要影响,在冬季,室外温度越低,人们对冷环境的适应性就越强,对偏热环境的适应性就越差。同时,南方人与北方人对于环境的适应性也会受供暖条件的差异影响。王昭俊等人^[31-33]对严寒地区居民的气候适应性进行了一系列研究,研究发现,在供暖季节中,平均室温会影响严寒地区居民的热中性温度,热中性温度随着平均室温升高而逐渐提高。在对农村居民的热舒适研究中,发现农民通过行为调节、心理期望等来适

应偏冷的冬季室外环境，而在不同季节人体的热中性温度研究中，发现室外气候会影响人体的热适应性。王伟等人^[34]对昆明地区夏季居住建筑人体热舒适进行调查，发现非空调条件下居民通过自然通风等行为调节方式，能较好的适应高温环境^[35]。

端木琳等人^[36]系统总结了国内关于热舒适调查研究的成果，结果发现人体的热舒适与热适应能力受所处地理位置、室内生活环境等因素的影响。

我国学者在各个气候条件和地区都进行了较深入地调查，但少有学者针对我国人群特征的个体热舒适模型展开研究。Li 等^[37]通过智能手环采集了大连理工大学的 10 位受试者的手腕温度、心率并构建了热舒适线性模型，但在受试者的数量和模型的准确率方面都有所欠缺。

目前在个体热舒适模型的研究中，相关的受试者大多来自于西方国家，白种人和黑种人居多，而不同种族人群之间对热感觉的偏好程度可能差距较大。所以，针对我国人群特征建立热舒适训练样本和模型是非常有必要的。

1.2.3 个体热舒适模型与空调系统的结合

研究室内人员的热舒适度及其后续模型的主要目的是优化建筑能耗，同时提供足够的热舒适度，为此应将热舒适模型集成到建筑控制系统中。尽管有一些标准（例如 ASHRAE 55 和 ISO 7730）专门用于解决室内热舒适性问题，但在设计建筑控制系统时却很少参考它们。Park 和 Nagy 等人^{[38][39]}发现热舒适性和建筑控制之间的研究有所脱节，他们的研究中考虑了 5536 篇关于热舒适性和建筑控制的出版物，表明这两个领域之间的交叉引用很少。在当前的个体热舒适模型研究中，仍然少有研究者继续研究模型的性能，并将其应用到建筑控制系统中。

目前，应用在空调系统上的控制算法主要有温度和 PMV 两种目标，相比以温度为控制目标的算法，以 PMV 为控制目标则拥有更大的舒适度和节能的潜力^[40]，这是由于 PMV 模型中含有更多影响人体热舒适性的参数。Sheng 等^[40]通过调节风速和室内温度，在满足修正的 PMV 指标基础上选择不同的风速和温度组合以节约空调能源。模拟结果显示，该方法能使空调节能 7.3%。晋欣桥等^[41]针对中央空调系统提出一种基于 PMV 的控制方法，并将该方法应用于一座高 46

层的位于香港的商务大楼的仿真模型上,结果显示,与只以室内温度为目标的控制方法相比,使用这种方法的节能量可达 14.4%。

然而,如 1.1 中提到的那样,PMV 模型无法反映个体的即时舒适性状态,所以尽管以 PMV 模型为控制目标考虑了更多因素,但仍然无法保证室内人员的舒适程度。由于 PMV 模型对室内人员的热舒适预测的缺点,一些学者探究了使用个体热舒适反馈对空调的温度设定点加以调控。Purdon 等^[42]不使用传感器,利用室内人员的热反馈值得到空调的设定点温度,提高了室内人员的热舒适状态,但持续的热反馈在实际应用过程中获得较为困难。Murakami 等^[43]探究采用多数票的方式得到室内大多数人员的舒适状态,从而确定空调设定点温度。Jazizadeh 等^[44]通过学习室内人员的热偏好画像,用最小化误差得到使得室内人员较为舒适的温度设定点。Jung 等^[45]则同时利用室内人员的热偏好和热敏感性探究空调系统的温度控制策略,并使用概率模型评估了其对室内人员的影响。Erickson 等^[46]通过手机 app 的方式将用户反馈的热舒适状态与通过建筑物设备管理系统得出的 PMV 值相比较,从而修正 PMV 模型,得到用户使得用户舒适的温度设定点,提升了室内人员的热舒适感。

目前,学者们的主要工作仍集中在如何通过热舒适实验和数据训练的方法得到个体热舒适模型,但少有学者将训练好的热舒适模型实际应用在空调系统中,形成控制闭环。在实际应用中,许多工程问题(例如传感器的体积、价格,算法模型的速度,数据的可采集性等)都需要被考虑在内。另外,在笔者所调研的个体热舒适模型的研究中,学者们大都利用热舒适状态得到空调的温度设定点,还未有学者考虑将空调吹风量融入基于个体热舒适模型的空调系统控制中。

1.3 本文的研究内容与研究方法

针对以上研究背景和研究现状,提出本文的研究内容,即通过深度学习网络技术提取热红外图像中的人脸关键点,从而非接触式地提取人脸各关键器官的皮肤温度。通过招募受试者进行热舒适实验,建立针对中国人群的热舒适性样本库,并通过机器学习算法训练得到非接触式个体热舒适模型。而后基于个

体热舒适模型开发控制算法，得到空调的设定温度和风速，并应用在空调系统中。根据以上的研究内容，可以确定本课题的三部分研究方法。

一、非接触式地提取人脸各关键器官的皮肤温度，通过在现有大规模热红外人脸数据库上使用深度学习网络进行人脸关键点的识别和训练，使得其可以直接在红外传感器中识别人脸的重要区域并提取对应的温度点。

二、进行热舒适实验，训练得到个体热舒适模型。依托现有实验室的空调房间，布置相应的红外传感器和其他环境参数传感器，招募约 50 位受试者进行热舒适性实验。在动态的温度变化环境中，采集其脸部皮肤温度数据、环境数据，并使用问卷调查的形式采集受试者的热感觉数据。将采集的数据进行清洗、整理后，进行 spss 数据分析，得到和舒适度相关性较大的输入参数，随后采用不同的机器学习算法对得到的数据进行训练，评估效果最好的模型输入参数和学习算法，得到针对中国人群特征的非接触式热舒适模型。

三、将个体热舒适模型加以应用，形成控制闭环。基于个体热舒适模型开发温度设定点算法及控制策略，搭建基于红外感应的智能空调系统，并将个体热舒适模型应用在空调样机上，进行实验并评估其对室内人员热舒适满意度的提升效果。

1.4 本章小结

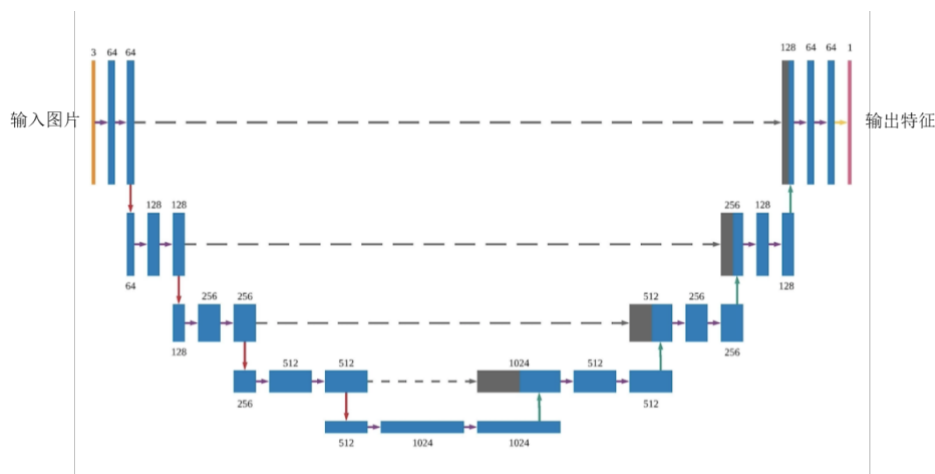
本章首先介绍了现有热舒适模型在空调系统的实际应用中存在的问题，指出现有在数据驱动的个体热舒适模型的研究中存在的局限性，随后介绍了数据驱动的个体热舒适模型的研究现状，针对我国人群的热舒适相关研究工作，以及目前个体热舒适模型与空调系统的结合的研究现状，在此基础上提出了本文的研究内容与研究方法。最后本文的结构如下：第一章介绍了课题背景和研究内容；第二章介绍了红外人脸关键点提取算法的开发；第三章介绍了个体热舒适实验的设计与实现过程；第四章进行了个体热舒适模型的构建和分析过程；第五章研究了基于个体热舒适模型的智能空调控制；第六章是对本文内容的总结以及展望。

2 红外人脸关键点提取算法

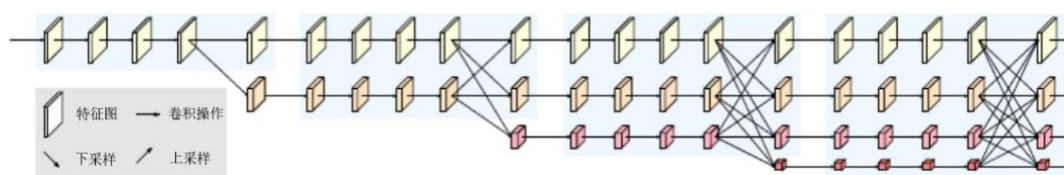
2.1 人脸关键点提取

如 1.3 中所述，我们计划非接触式地在红外图像中提取人脸各关键器官的皮肤温度，所以开发一个针对红外图像的人脸关键点提取算法是必不可少的。人脸关键点检测也称为人脸关键点定位或者人脸对齐，是指给定人脸图像，定位出人脸面部的关键区域位置，包括眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、脸部轮廓等。人脸关键点提取技术在 RGB 图像中已经是较为成熟的技术之一^[47-51]，但由于探测设备昂贵，热红外人脸数据集数目非常有限，在热红外图像进行人脸关键点检测的工作非常少。Kopaczka 等^[52]使用主动外观模型（AAM）进行热红外人脸关键点检测，这是一个传统的人工构建的模型，用来计算数据集中人脸的平均形状和外观以预测关键点。然而，和其他人工构建的模型一样，其在有非正脸、夸张表情和遮挡的图片中效果不好。

近期，有学者^{[53][54]}提出使用 U-net 进行热红外图像人脸关键点的检测。如图 2.1 所示，U-net 网络是一个用于医学图像语义分割任务的基础网络，由于任务特征相近，学者们将其用于热红外人脸关键点检测。Chu 等^[53]提出使用两级训练网络在热红外图像上进行关键点检测。第一级用来识别图像中的脸部轮廓，第二级用来从轮廓图像信息中得出关键点坐标，另外，一个辅助的输出人脸表情的网络被用来增强训练结果。Keong 等^[54]也采用了类似的方法。这种方法的缺点在只能对正脸、无遮挡的图像进行识别，而轻微的遮挡和方向变化都会对产生较大的误差。我们分析认为，这种原因在于热红外图像的人脸信息本身相比可见光图像减少了许多，而如图 2.1 所示，网络中的下采样到低分辨率图像再上采样到高分辨率图像放大了信息的损失，导致检测结果较差。其中，下采样和上采样是指通过卷积对图像的缩放操作，目的是获得图像的特征信息。

图 2.1 U-net 网络结构^[54]

近年来，高分辨率特征学习网络（HRNet）在许多人脸视觉任务上都取得了不错的成果。高分辨率特征学习网络（HRNet）是由微软亚洲研究院和中科大在 2019 年提出的^[56]，随后又更新发展了 HRNetv2，其网络结构如图 2.2 所示。该网络相比 U-net 的优势在于保持了高分辨率特征图的信息，并与低分辨率图像信息加以融合，大大降低了信息的损失程度。所以，我们提出在热红外图像处理上也使用 HRNet 作为基础网络训练人脸关键点检测模型，以减少信息缺失。另外，我们将人脸属性（性别、表情、脸部朝向）等作为权重增加至损失函数中，以减少类别间的不平衡，增强网络对于较难情况下（遮挡、侧脸）等图像的识别，以增强网络的泛化能力^[55]。

图 2.2 HRNet_v2 网络结构图^[56]

2.2 数据库介绍和数据预处理

2.2.1 数据库介绍

USTC-NVIE（自然可见和红外面部表情）数据库是安徽省计算与通信软件

重点实验室（CCSL）在 863 项目的赞助下建立的面部表情数据库^{[57][58]}。数据库中含有 100 多个受试者的可见光和热红外面部数据，红外图像的空间分辨率为 $320 * 256$ 像素。Wang 等^{[57][58]}分别为可见光面部图像和热红外面部图像标注了 27 点和 13 点人脸关键点数据，是关键点识别中较好的数据来源。另外，NVIE 数据库中含有已经分好类的人脸属性，例如带或不带眼镜、人脸朝向和表情。现在，数据库可以通过 <https://nvie.ustc.edu.cn/> 公开免费获得。

2.2.2 数据预处理

2.2.2.1 红外数据点的透视变换

USTC-NVIE 数据库中含有两个数据集，一个数据集为自然采集表情的数据集，含有 200 余位受试者的约 20000 余张可见光和热红外照片，另一个为让受试者摆出表情的数据集（以下称为 **posed database**），含有 109 位受试者的 3023 张可见光和热红外照片。由于后者的可见光照片和热红外照片是一一对应关系，方便进行关键点的映射和互相比对，所以本研究采用 **posed database** 作为研究数据集。在进行处理之前，我们对数据集中的误标、错标进行了筛查和纠正。在 USTC-NVIE 数据集中，如图 2.3、图 2.4 所示，可见光的人脸图片被标注了 27 点关键点，热红外的人脸图片被标注了 13 点关键点，为了后续研究的相互比较，我们利用标注好的关键点使用 **opencv** 中的透视变换将可见光图像中的 27 点关键点映射到对应的热红外图像中^[59]。

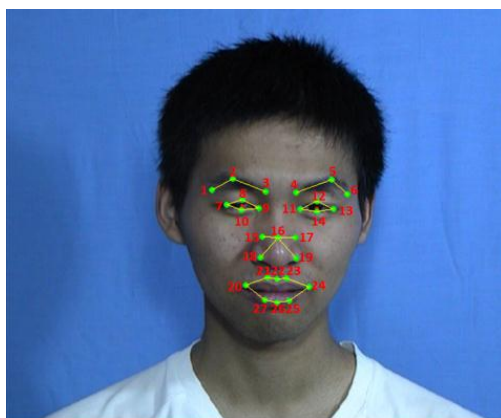


图 2.3 标注好的可见光 27 点人脸关键点

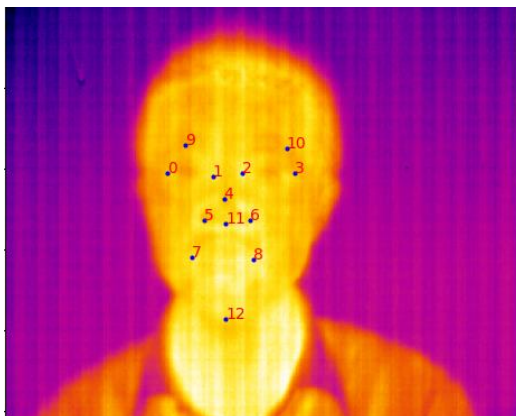


图 2.4 标注好的红外 13 点人脸关键点

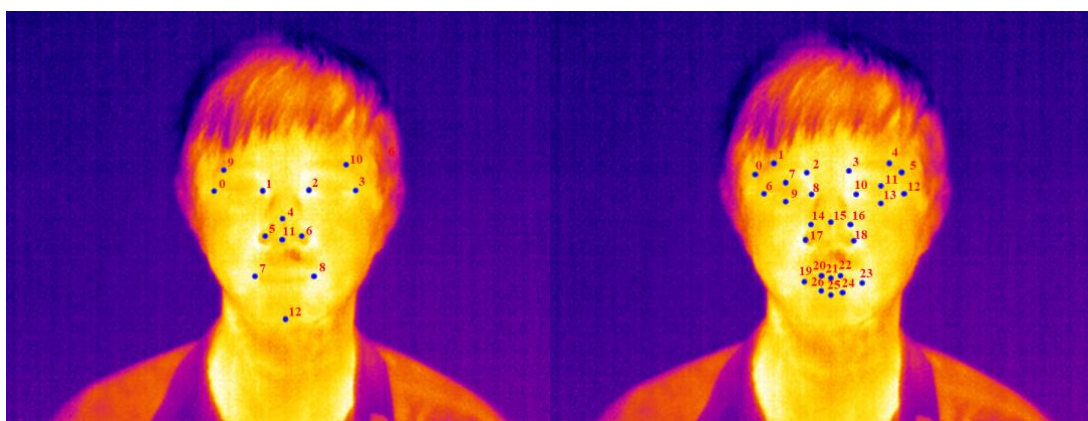
具体方法如下:

1.找到可见光数据集中的 27 点关键点和热红外数据集中的 13 点的共同关键点,分别为左眼睛左眼角、左眼睛右眼角、右眼睛左眼角、右眼睛右眼角、鼻子左下角、鼻子右下角、嘴巴左边角和嘴巴右边角。

2.利用 opencv 中的 findHomography 函数^[60]得到可见光关键点和热红外关键点的映射矩阵,其中 method 参数选取 RANSAC 方法以减小标注点之间的误差影响。

3.利用得到的映射矩阵将可见光中的关键点映射到热红外图像中,得到热红外图像中相对应的 27 点关键点坐标。

如图 2.5 a)、b) 所示,效果如下:



a) 原始 13 点关键点标注

b) 转换后的 27 点关键点

图 2.5 关键点转换前后对比图

2.2.2.2 人脸属性标注和转换

除了标注关键点，我们还对图像的属性做了标注和转换。如 2.1 介绍，在 USTC-NVIE 数据库中，Wang 等已经在带或不带眼镜、人脸朝向、表情上对图片做了分类，我们另外对人脸的性别做了标注，由于数据库中的受试者年龄较为相仿，我们没有为年龄属性进行标注。所有的人脸属性见表 2.1：

表 2.1 人脸属性

类别	0	1	2	3	4	5	6
性别	男	女					
脸部朝向	正面	偏左	偏右				
是否佩戴眼镜	不佩戴	佩戴眼镜					
表情	生气	厌恶	害怕	正常	悲伤	高兴	惊讶

2.3 训练过程和细节

2.3.1 高分辨率特征学习网络

高分辨率特征学习网络(HRNet)是由中科大和微软研究院于 2018 年提出的。在传统的网络结构如 VGGNet 中，最终得到的特征图分辨率较低，对于人脸关键点检测、人体姿态检测这类任务损失了较多的空间结构。为了弥补通过卷积网络后特征图空间结构的损失，传统的解决方案如 Hourglass^[61]、U-net^[62]都是采取先降低分辨率，后升高分辨率的方案。而 HRNet 则保持了特征图的高分辨率，通过在高分辨率特征图主网络逐渐并行加入低分辨率特征图子网络，不同网络实现多尺度融合与特征提取实现的^[56]。这种方式保持了原有的特征图的信息，在空间上更精确，对于人脸关键点检测任务，Sun 等^[63]已经使用 HRNet 作为模型骨架在 300w、wflw 等数据集上取得了非常优异的成绩。热红外图像相对可见光图信息相对少，脸部特征不明显，所以我们认为一个低分辨率转高分辨的网络结构会丢失更多的特征信息，而使用 HRNet 则会有效保持脸部的空间信息，有利于关键点的准确识别。

2.3.2 含有人脸属性权重的损失函数

在原始的 HRNet 中，作者采用了较为常见的 MSE 损失函数：

$$\mathcal{L} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \|p_g - p_p\| \quad (2.1)$$

其中， M 代表所有的图例， N 代表一个图例中回归热图中的所有像素数， $\|p_g - p_p\|$ 代表了像素点之间的距离，在我们的研究中使用 ℓ_2 范数。然而，该损失函数没有考虑类别间的不平衡问题，对不同类型难度（正侧脸、不同表情）的样例等都赋予了相同的权重，使得模型容易过多关注那些样例较多和较为容易的例子。如果不用其他的技巧，使用这样的训练集训练出的模型很难适用于大角度以及遮挡的问题图片。而且，我们的热红外数据集难例相对较少，这使得难例所包含的信息更容易被忽视。所以，我们提出将标注的人脸属性加入至损失函数中：

$$\mathcal{L} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{c=1}^C W_c \|p_g - p_p\| \quad (2.2)$$

其中的 W_c 发挥了重要的作用， C 代表该样本的总体的类别数，该样本所属类别的数量在训练集中占有的比例越少，则 $\sum_{c=1}^C W_c$ 这部分的值越大，则损失函数会赋予该样本更大的权重值，加强该样本的训练，提升了模型的泛化性能。

2.3.3 训练和测试过程

我们的训练过程遵循了类似 Sun 等^[56]的过程。如图 2.6 所示，我们使用 zhang^[64]的方法在热红外图像中检测出人脸。而后，我们根据中心位置和人脸框大小将图像进行裁剪并缩放至 256*256 分辨率的图像。

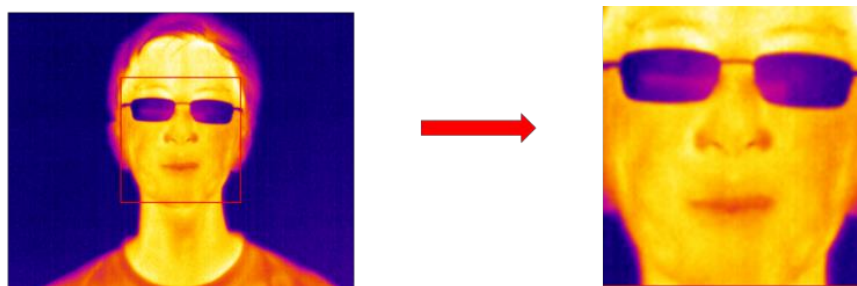


图 2.6 人脸检测和裁剪过程

另外，我们对图像进行了数据增强。我们随机将图像进行了 ± 30 度的旋转、水平的翻转，0.8-1.25 倍的缩放和 3 个像素点的中心点随机偏移。

我们使用的模型采用了 HRNetV2-W18，如图 2.7 所示，HRNetV2 相比 HRNet 的改进主要在于最后特征图的输出融合了来自低分辨率信息图的信息，这一点在关键点检测任务上会带来准确度的提升^[56]。

我们将基础学习率设置为 0.0001，分别在第 30 期和第 50 期的时候降低为 0.00001 和 0.000001。模型的训练以 32 个批大小在 NVIDIA GTX 1070 上单 GPU 上进行训练。为了方便后续的损失函数权重计算，我们利用 pandas 库^[65]将所有的人脸属性进行了“one-hot”编码转换，如此，所有属性值都为 0 或者 1。损失函数在原图像特征图大小的 1/4 上进行优化。

我们将 80% 的数据作为训练数据，10% 的数据作为验证数据，另外的 10% 数据作为测试数据。在测试过程中，每个关键点是由原始分辨率的 1/4 的特征图预测出来。由于最终的关键点预测是在原始分辨率的特征图中进行预测，而关键点坐标在高低分辨率图像中的转换会发生一定程度的漂移，所以我们根据 Chen 等^[66]所描述的方法将预测点由最高点响应向第二高响应进行了 1/4 像素点的偏移以增加关键点检测的准确率。

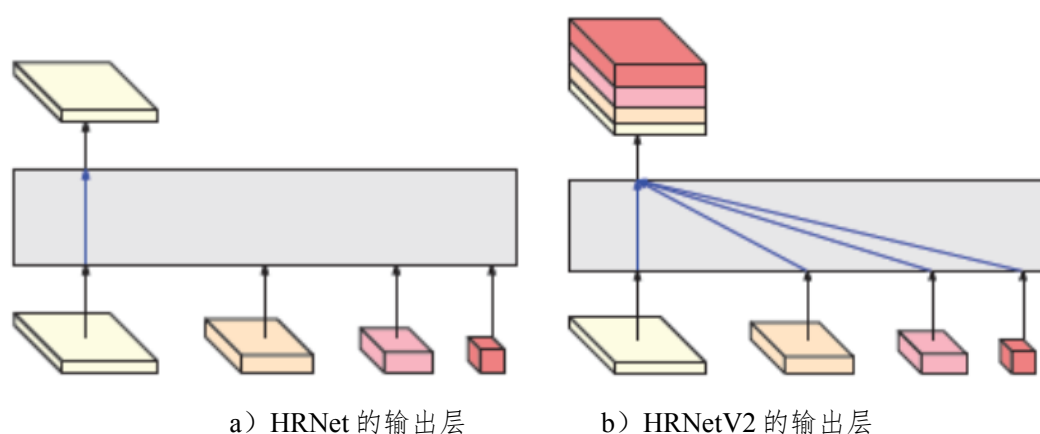


图 2.7 不同版本的 HRNet 输出层特征

2.4 结果评价

2.4.1 评价指标

我们使用归一化平均误差(NME)来评价模型好坏，它表征了使用两眼之间的距离归一化后的关键点之间的距离。如式 2.3 所示：

$$\text{NME} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\|L_g - L_p\|}{P \times D_i} \quad (2.3)$$

在式 2.3 中， $\|L_g - L_p\|$ 代表了真实的关键点预测值和预测出的关键值之间的 ℓ_2 范数距离， P 代表了预测的关键点数目，在我们这里是 27， D_i 代表了两个眼睛外眼角之间的距离。 N 代表了图例的数量。

2.4.2 评价结果

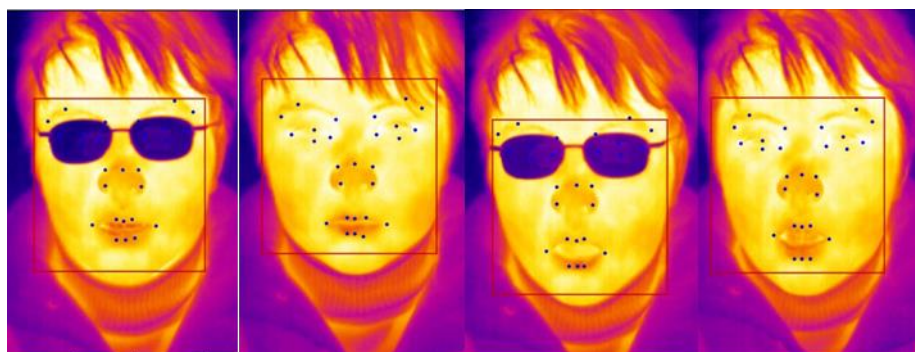
我们分别使用 AAM, U-net, HRNet 和含有人脸属性权重的损失函数训练的 HRNet (以下简称 HRNet_attri) 在 posed database 上进行了训练和测试，结果如表 2.2 所示。NME 表征了总体的关键点的误差，FR 表征失败率，FR (0.08) 代表测试集中 NME > 0.08 的比率，FR (0.1) 代表测试集中 NME > 0.1 的比率，两者越小代表着模型对关键点识别的稳定性更好。从表中可以看出，HRNET 相比其他模型取得了较大的准确率(nme)的提升。而 HRNet_attri 则进一步提升了准确率，降低了偏差较大的比率。图 2.8 展现了使用 HRNet_attri 模型在热红外图像上的识别效果图和其相对应的可见光图像。

表 2.2 各个算法在测试集上表现

算法名称	NME	FR(0.08)	FR(0.1)
AAM	0.0513	8.56	6.75
U-net	0.0385	5.43	3.46
HRNet	0.0334	2.32	1.54
HRNet_attri	0.0298	1.1	0



a) 数据库中的可见光图像



b) 对应热红外图像的识别效果

图 2.8 热红外关键点识别效果对应展示

图 2.9 展现了一些对于一些难度较大的例子中 HRNet 和 HRNet_attri 分别的识别效果，从图中的眉毛、嘴巴等位置的识别效果可以看出，在增加了人脸属性作为损失函数权重后，HRNet_attri 的识别效果要优于 HRNET。



a) 未加人脸属性权重

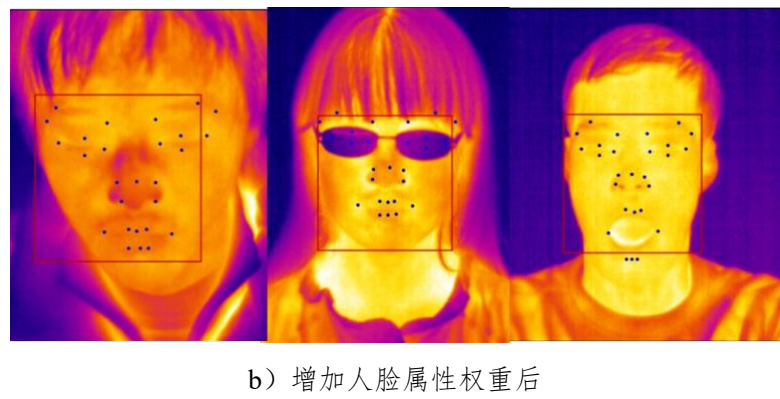


图 2.9 增加人脸属性权重系数前后的识别效果对比

图 2.10 更进一步展现了 HRNet_attri 的效果细节。我们展示了各个类别下的模型的 NME，可以看出在大多数类别下，HRNet_attri 都达到了相比其他方法更优的效果。增加权重后的模型对于较难的例子（遮挡条件、大角度、夸张表情）都有着不错的提升效果，而且对于简单的例子也同样有着提升效果。

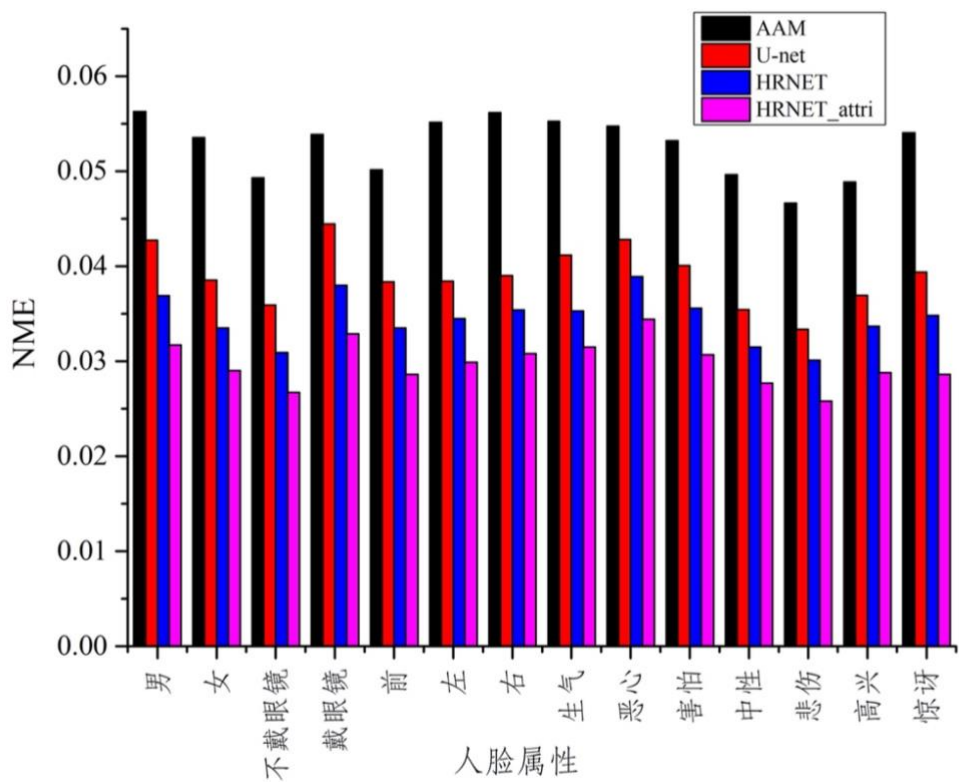


图 2.10 各个类别下模型的 NME 值

2.5 本章小结

本章主要介绍了开发红外人脸关键点提取算法的过程。首先介绍了训练算法使用的数据库——USTC-NVIE 数据库，针对数据库中的图像进行了相应的数据预处理，主要包含了红外数据点的透视变换、人脸属性标注和转换和可见光图像的变换等操作，为后续的训练过程提供高质量的数据保证。随后我们利用高分辨率特征学习网络(HRNet)对数据库进行深度学习数据训练，该网络可以保持高分辨率的特征图，利于提取红外图像的脸部空间信息。我们利用含有人脸属性权重的损失函数对训练效果进行优化，并介绍了训练和测试过程的其他细节。最后，我们利用关键点识别常见的几个评价指标对开发的算法进行了结果评价，与其他模型相比取得了较大准确度的提升。在获取了人脸关键点提取算法后，就能够在后续采集的红外图像中提取人脸各器官的皮肤温度。

3 个体热舒适实验设计与实现

从第 1 章的文献调研中可以得知,环境和个体差异会影响人的热舒适性,而传统的热舒适模型无法反映个体的热偏好差异。目前,还少有学者采用数据驱动的方式建立针对我国人群的热舒适模型,所以针对我国人群进行热舒适实验并建立模型是非常必要的。

本章将分析个体热舒适实验的设计与实现过程。我们选取了不同性别、年龄和体型的受试者,通过热舒适实验采集受试者的生理参数、实验中的环境参数以及受试者的热舒适反馈情况,打造适用于中国人群的热舒适样本库,为后续建立针对我国人群的个体热舒适模型提供数据支撑。

3.1 人体热舒适影响因素分析

人体具有温度调节系统可维持体内温度动态稳定在 36°C 至 38°C 之间,这需要调节系统在保持热量的同时优化内部器官的运作与环境保持平衡^[67]。当有热应力时(例如外部因素引起的温度升高或内部因素,例如食物摄入量,而引发的产热量变化),身体会做出响应,增加血液流量以将热量通过皮肤静脉和动脉迅速扩散到外部环境,导致出汗^[68]。同样,在面对寒冷压力时,身体会做出响应,收缩血管以减小皮肤血液流量^[69]。热应力和冷压力都会使人体出现不舒适的感觉,而在热中性区,人体则会处于较为舒适的状态,每个人的热中性区都有所不同。

影响人体热舒适状态的因素可分为几类:环境因素(如室内温度、室内湿度等)、生理因素(如皮肤温度、心率、性别、年龄等)和其他因素(如人员对空调的控制行为等),具体的因素类型如表 3.1 所示。

在环境因素中,室内温度的变化对人体新陈代谢影响最为明显,室内温度通过直接影响人体与人体所处环境的热交换进而影响人体的热调节。有研究指出^[70]:在空气温度为 25°C 时,人体的工作效率最高;当温度低于 18°C 或者高于 28°C 时,人们的工作效率会受到较大的影响而极速下降。

相对湿度则会影响皮肤表面水蒸气分压力,进而影响皮肤表面的蒸发散热

作用，这种作用在高温高湿或者低温低湿的环境下尤其明显。根据 GB50785-2012 民用建筑热湿环境评价标准^[71]，当相对湿度稳定在 30%-60% 范围时，人体的皮肤表面散热作用将保持在比较稳定的状态^[72]。在温度较高的环境下，如果相对湿度超过 70%，将会妨碍皮肤表面的蒸发散热作用，人体会出现明显的不舒适感受。在温度较低的环境下，如果湿度低于 30%。空气将会非常干燥，容易导致一些呼吸道疾病，造成人体处于不舒适状态^[73]。

其他环境参数如风速、室内平均辐射温度等也对人体热舒适性有不同程度的影响，但考虑到数据的易得性和后续的应用场景，我们选择空气温度和湿度作为实验中采集的环境参数。

对于生理因素，个体的皮肤温度、心率、脉搏、性别、年龄、BMI、代谢速率等参数的不同都会对其热舒适状态产生不同的影响。皮肤表面作为人体与环境交换的最直接的地点，诸多影响因素都会对其温度产生影响，进而影响人体的舒适度状态。所以，皮肤温度成为了最能直接表征人体的舒适状态的参数之一^[74]，被众多学者所研究采用。如 1.2.1 中所述，目前收集皮肤温度的方式主要可分为非接触式和接触式两种。心率和脉搏也是个体热舒适模型研究中常用的参数，它们在反映人员改变活动水平时的代谢率方面表现较好。目前商业化的可穿戴设备可以对心率和脉搏进行较为简单的采集。

另外，不同性别、年龄和 BMI 的个体热舒适也会表现出一定的差异性，但并没有统一确切的结论。从生理角度看，男性的新陈代谢速率高于女性，并且一般来说女性比男性更喜欢偏暖的环境^[75]。随着年龄的增长，人体的新陈代谢速率会逐渐减小，所以老年人相比年轻人更怕冷，对环境的要求更高。BMI (Body Mass Index) 是体质指数，国际最常用来量度体重与身高比例的工具。指数一般来说，体型偏胖的人脂肪偏多，在温度较低的环境下产热较多，相对更耐冷，而在热的环境中则更易出汗，产生热感。

在本实验中，我们选择了使用红外摄像机采集人体脸部皮肤温度，并通过问卷的方式收集了受试者的性别、年龄和 BMI 指数。

对于热舒适反馈参数，目前常用的主要有热感觉、热舒适度、热偏好、满意度等指标。热感觉是目前个体舒适度模型中最常用的度量标准，它将舒适度与中性感觉相关联，与 PMV 模型相近，TSV (thermal sensation vote) 是反映热

感觉的最常用指标之一。热舒适度主要反映了人体处于当前环境下的舒适状态，常用 TCV（thermal comfort vote）指标反映。热偏好是用户对更理想状态的一种描述指标，表明了一个变化的方向，如果目标是将其用于控制 HVAC（供暖、通风和空调）系统，往往是有效的。热满意度通常用于在入住后评估期间对建筑物进行评估^[6]。

在本实验中，我们选择了 TSV、TCV 作为受试者的热反馈指标，具体介绍见 3.4 节。

表 3.1 人体热舒适状态的影响因素

类别	数据类型
热舒适反馈	热感觉、热舒适性、热偏好、满意度
生理因素	皮肤温度、心率、脉搏、代谢速率、性别、年龄、BMI 指数、服装热阻
环境因素	空气温度、空气湿度、平均辐射温度、空气流速、污染物浓度
其他因素	控制行为、时间、地点、住宅类型

3.2 实验对象

为了使得实验数据具有代表性，我们针对个体差异选择了不同性别与体型的受试者。尽管实验人数越多，模型的普适性越高，但由于课题时间和其他因素的限制，我们需要选择合适的受试者人数。从以往学者研究的热舒适实验来看^[76]，学者们大都采集 30-50 位受试者的热舒适数据。所以，本实验共招募了共 48 位受试者。为了建立针对中国人群特征的热舒适模型，受试者均为中国人。为了保证受试者的随机性，采用公开招募的形式。受试者的性别组成为 24 位男性和 24 位女性，其年龄和 BMI 指数如表 3.2 所示。

表 3.2 受试者年龄与 BMI 指数统计

参数	平均值	最大值	最小值
年龄	23.4	35	18
BMI	21.8	27.7	16.8

3.3 实验环境和数据采集设备

3.3.1 实验环境

本课题的热舒适实验在浙江大学制冷与低温研究所的焓差实验室中进行。如图 3.1 所示，朝向实验室大空间部分开两扇门，门上加装观察窗。空调房间内部加装隔断墙，隔断墙上装有门和窗机口，下部预留风道口。隔断墙上的门打开时，两个房间成为一体，门关上时，整个空调房间间隔成两个较小的实验房间（A 室和 B 室），两个房间均与外界绝热。实验室配有一台空调系统，两室各有一个散流器形式的送风口，也各有一个回风口，在管道内汇合后通向外部。A 室中配有一台负荷发生器，结构如图 3.2 所示，可通过电加热在室内产生热湿负荷，负荷发生器的参数型号如表 3.3 所示。在焓差实验室的外侧放置有空调控制机组和控制柜，通过空调控制机组可以为空调房间内部提供稳定的温湿度环境^[77]。



图 3.1 空调房间平面图^[7]

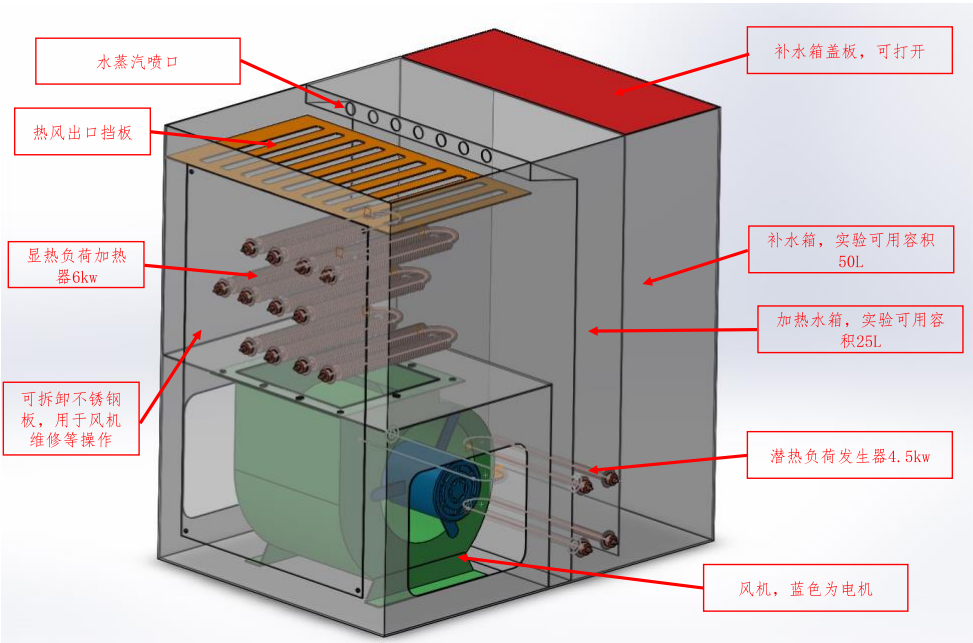


图 3.2 热湿负荷发生器结构图

表 3.3 热湿负荷发生器参数

项目	参数
电加热热负荷	6kw（三相）
电加湿负荷	4.5kw（三相）
水箱有效容积	75L
风量	800-1400m³/h
风机型号	Yilida SYZ 7-III 90w-6
尺寸	750×500×700
万向轮	φ75
设定保护温度	90℃
控制参数	模拟热负荷，模拟湿负荷

在本实验中，隔断墙的门将处于打开状态，B 室为受试者进行实验的房间，房间中布置了一张办公桌，受试者可坐在办公桌前进行正常的办公活动。在办公桌前用三脚架放置了红外摄像仪，用以拍摄受试者的面部红外图像，高度与受试者坐姿时脸部高度基本平齐。受试者的周围布置了温湿度传感器，用以记录受试者周围的环境参数情况。A 室的负荷发生器模拟产生热湿负荷，并在附近配有两个风扇用以增强室内气流扰动，以使负荷分布更加均匀。红外摄像仪和温湿度传感器的具体型号和参数见 3.3.2 所述。实验房间实际布置情况如图 3.3 所示。

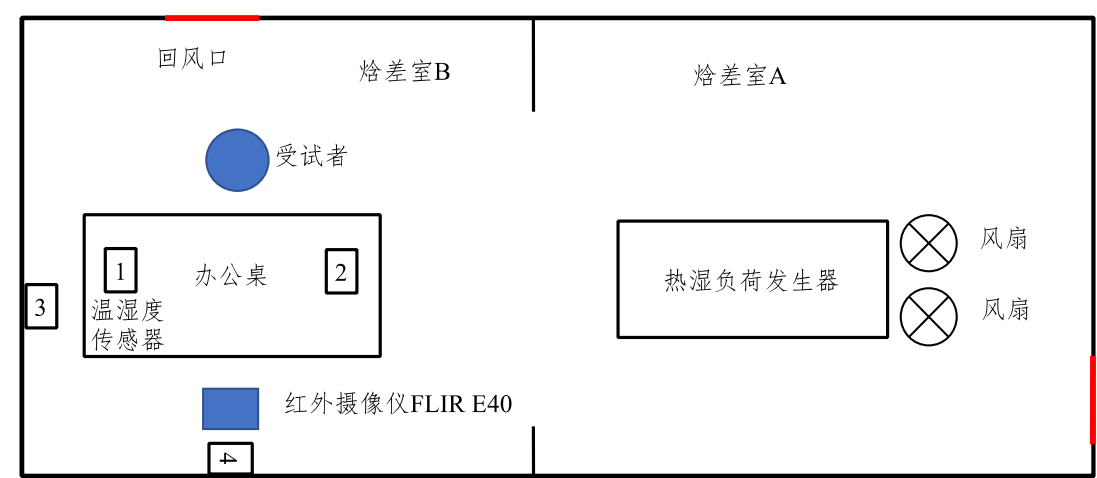


图 3.3 实验室布置情况

3.3.2 数据采集设备

本实验的相关设备主要有空调控制系统、FLIR E40 红外摄像及温湿度采集器。

(1) 空调控制系统

主要用于控制房间内的温湿度环境，以便测试在不同的温湿度环境下受试者的热舒适反应情况。实验室的空调系统主要是通过实验室控制柜的触控屏以及上位机中的 LABVIEW 控制程序来进行控制，如图 3.4 所示，触控屏上主要控制空调系统各个部件的开停及开度以及对负荷发生器的开度控制。负荷发生器可以提供不同功率的热湿负荷，为房间内提供不同的热湿环境。



图 3.4 空调控制系统的触摸屏控制界面

上位机中的 LABVIEW 控制程序主要用于实验数据的采集、记录以及空调控制信号的通讯传输。空调系统的控制算法写在 LABVIEW 程序中，该程序对空调系统的运行参数进行采集和记录，根据目前房间内的负荷情况和环境参数设定值计算得到压缩机和风机的设定值，并将控制算法输出的压缩机和风机的控制指令输出给压缩机和风机进行执行，以控制房间内的温度和湿度达到设定值。空调系统的运行参数被记录在程序界面中，如图 3.5 所示，便于后续数据的保存与分析。

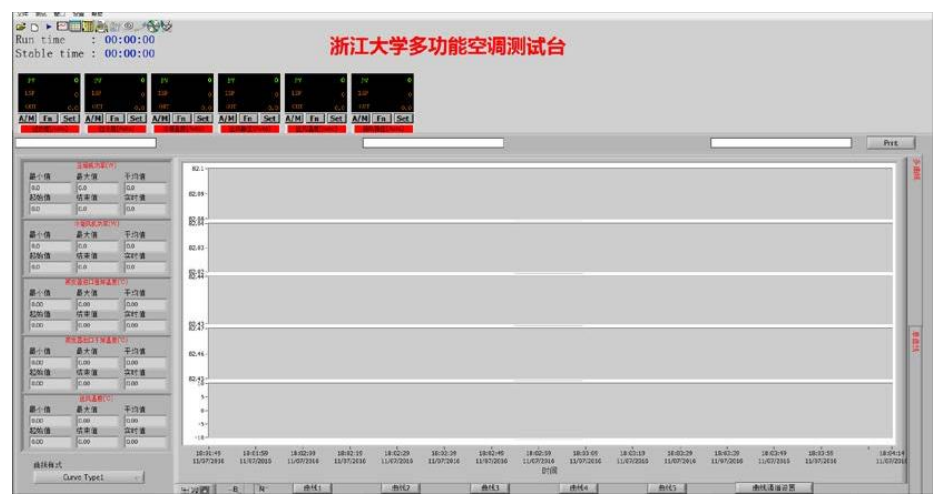


图 3.5 LabVIEW 程序主界面

(2) FLIR E40 红外摄像机

FLIR E40 红外摄像机可以拍摄记录受试者的红外面部图像信息，其外观如图 3.6 所示，具体参数如表 3.4 所示。摄像机放置于 B 室的办公桌前，可以通过 WIFI 连接至实验室外部设备远程进行拍摄并将图片保存在外部设备中，利于进行热舒适实验拍摄和后续数据分析。FLIR E40 红外摄像机分辨率较高，可以较为清晰地拍摄人脸面部图像，便于后续提取相应器官上的皮肤温度。

表 3.4 FLIR E40 规格表

技术参数	规格
分辨率	320×240 像素
热灵敏度/NETD	< 0.07 °C@30 °C
精度	读数的±2%
价格	~¥32000



图 3.6 FLIR E40 红外摄像机^[78]

(3) HOBO u12-012 温湿度采集器

我们在受试者的周围布置了 4 个 HOBO u12-012 温湿度采集器（探头精度为 \pm 绝对读数的 2.5%），以增强环境数据采集的稳定性，外观如图 3.7 所示。HOBO u12-012 温湿度采集器可以采集空气温度、空气湿度、风速、CO₂ 浓度等环境参数，并可以通过 HOBO 专属软件 HOBOWARE 将采集器数据离线导入至上位机中，利于后续的数据分析工作。



图 3.7 HOBO u12-012 温湿度采集器

3.4 热舒适反馈问卷的设计

在实验过程中需要每隔一段时间收集受试者的热舒适反馈信息。我们利用

一款在线问卷收集软件采集数据，问卷中主要填写的内容包含了受试者的个人信息情况，当下受试者的热感觉投票（TSV）和热舒适投票（TCV）。个人信息情况包含了被试者的性别、身高、体重、年龄、衣着情况等。TSV 来自ASHRAE 的7 级指标，在热舒适研究用于评价的室内人员的冷热感觉，是最经常使用的评价指标之一，具体如图 3.8 所示，TSV 分为 7 个等级，分别是-3，-2，-1，0，1，2，3，分别代表了非常热、很热、微热、舒适、微冷、很冷、非常冷的状态。TCV 被用来描述人体处在当前热环境下的舒适程度，采用 Zhou 等^[79]研究中的分级方式，如图 3.9 所示，TCV 分为 4 个等级，0，1，2，3，分别代表了舒适状态、微微不舒适、很不舒适、非常不舒适的状态，完整的受试者反馈问卷设置见图 3.10 所示。

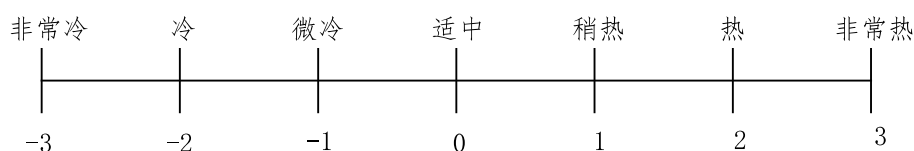


图 3.8 TSV 等级描述

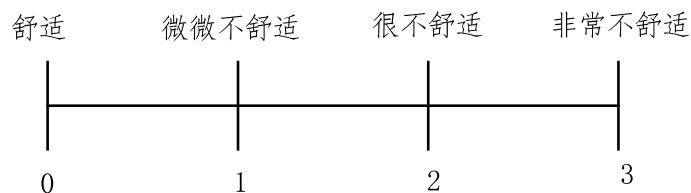


图 3.9 TCV 等级描述

热舒适实验问卷

热舒适实验问卷调查

1. 您的实验者编号是

2. 请问您的性别是

☐ 男

☐ 女

3. 您的年龄是

4. 您的身高是(cm)

5. 您的体重是 (kg)

6. 请描述您现在的着装 (含衣服、裤子、鞋子)

例: 衣服: T恤 裤子: 普通长裤 鞋子: 帆布鞋

* 7. 您现在的热感觉(TSV)是怎么样?

☐ -3 (非常冷)

☐ -2 (冷)

☐ -1 (微冷)

☐ 0 (中性, 不冷也不热)

☐ 1 (微热)

☐ 2 (热)

☐ 3 (非常热)

* 8. 您现在的舒适程度是怎么样?

☐ 3 (非常不舒服)

☐ 2 (不舒服)

☐ 1 (微微不舒服)

☐ 0 (非常舒适)

图 3.10 受试者反馈问卷设置

3.5 实验流程

此次实验参考公共建筑节能设计标准^[80]对舒适性空调房间的要求将实验室中的环境严格控制在 40%-65%之间，风速 $\leq 0.3\text{m/s}$ ，并在不同环境下展开实验。

每次实验前，我们先将空调房间调至温度 26℃，相对湿度为 50%的初始状态。在受试者准备好后我们将其带入实验房间，告知受试者相关的实验流程（包含实验时长、填写热舒适反馈问卷的方法和频率等、实验注意事项等），签署相关的实验协议。随后我们离开实验房间，关闭房门并开始实验。实验开始后首先进行 10 分钟的稳定实验，便于受试者稳定状态，熟悉环境。而后开始改变空调房间内的温度，在前期的实验中我们观察到，实验室的空调改变 1℃ 大约需要 10 分钟的时间，所以我们采取每 10 分钟改变 1℃ 空调温度，并令受试

30

中国知网 <https://www.cnki.net>

者每 10 分钟时填写反馈问卷，同时使用红外摄像机拍摄受试者的脸部图像。图 3.11 展示了实验过程中使用红外摄像机拍摄的受试者面部图像。

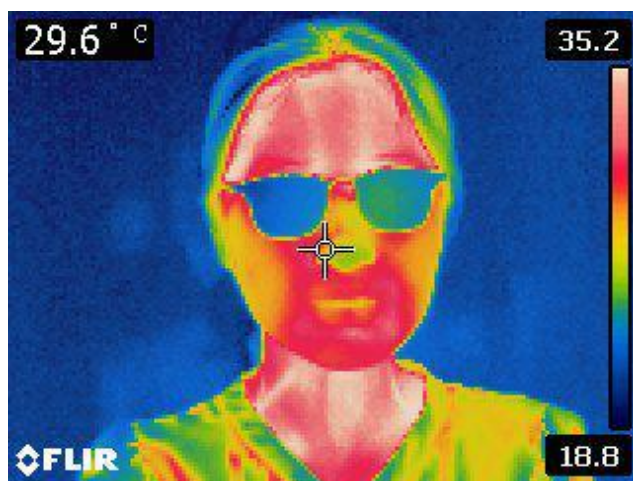


图 3.11 使用红外摄像机拍摄的受试者面部图像

与从一个温度环境直接到另一个温度环境的阶跃变化不同（如 $18^{\circ}\text{C} - 25^{\circ}\text{C}$ ），我们实验过程的温度呈缓慢坡度变化，Vellei 等^[81]的研究中指出，阶跃变化是一种非稳态环境，人体的生理反应和稳态环境有所不同。而在坡度变化中，当温度变化小于一定速率时，人体的生理反应与稳态环境没有明显差别（如 6°C/h ）。为了进一步消除温度变化带来的误差，我们对升温 and 降温的过程都进行了实验，实验开始先后进行升温或进行降温将以随机的方式决定。为了涵盖室内大部分的温度范围，测试不同环境下受试者的热反馈情况，实验涵盖了从 20°C 至 32°C 的温度区间，但如果受试者已经投票为非常冷或非常热（即 $\text{TSV}=-3$ 或 3 ），我们将提前结束本阶段的实验，进行下一阶段实验或结束实验。在实验过程中，受试者将不被告知目前室内具体的温度以及升降温状态。

每位受试者的实验约为 250 分钟，具体的实验流程示意如图 3.12 所示（图中所示的升降温过程只是随机选择中的一种）。

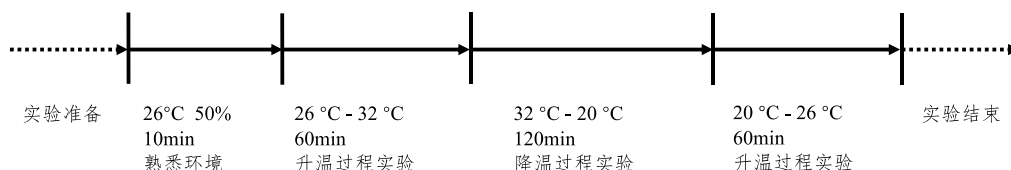


图 3.12 实验流程示意图

3.6 本章小结

本章主要介绍了针对中国人群特征的个体热舒适实验的设计与实现过程。首先，介绍了人体热舒适的影响因素，并根据本课题的应用场景和实验条件确定了本实验需要采集的参数。随后，介绍了招募的受试者情况、实验环境以及相应的采集设备。同时，对受试者填写的热舒适反馈问卷进行了介绍。最后，较为详细地介绍了热舒适实验流程。

下一章中我们将介绍个体热舒适模型构建与分析过程。在前面的章节中，我们开发了红外人脸关键点提取算法，可以在红外人脸图像中提取对应区域的皮肤温度，随后进行了热舒适实验并采集了相应的数据。下面就可以基于以上收集的数据进行数据分析工作，并利用机器学习算法构建基于中国人群特征的个体热舒适模型。

4 个体热舒适模型构建与分析

4.1 实验数据统计分析

4.1.1 实验环境参数

如 3.5 所述, 实验流程是每 10 分钟改变 1°C 空调温度, 并令受试者每 10 分钟时填写反馈问卷, 实验开始先后进行升温或进行降温将以随机的方式决定。随机选取的几位受试者在实验过程中的空气温度和空气湿度如图 4.1、图 4.2 所示。从图中可以看出, 空气温度在实验过程中保持在 20°C 至 32°C 之间, 并在实验过程中以较为均匀的速度上升或下降, 而室内空气湿度则保持在 40%-65% 之间, 符合公共建筑节能设计标准^[80]的要求。

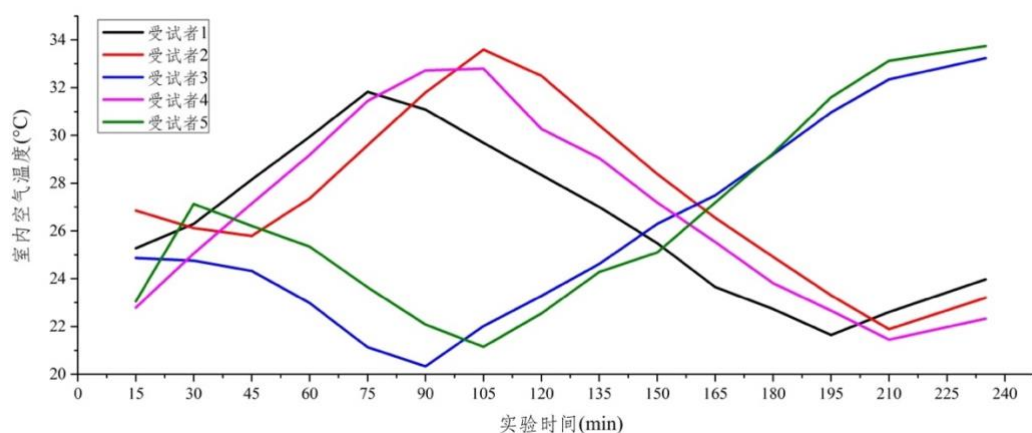


图 4.1 实验过程中的室内空气温度变化

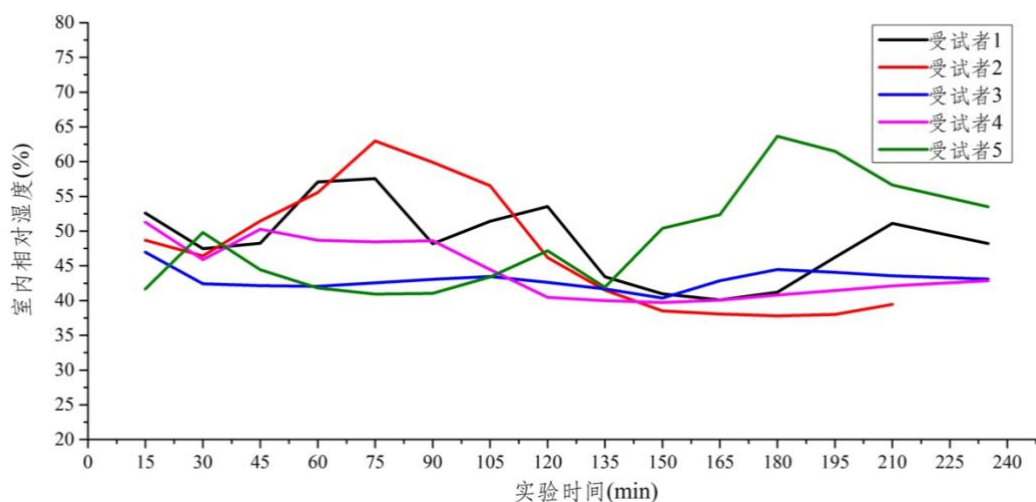


图 4.2 实验过程中的室内相对湿度变化

4.1.2 受试者问卷反馈

在实验过程中，我们共收到来自 48 位受试者的 763 组热反馈数据。这些热反馈数据、对应的红外图像、实验过程的环境参数中组成了较为完整的基于中国人群的个体热舒适模型训练数据库。所有 TSV 和 TCV 反馈统计如图 4.3、图 4.4 所示。从图中可以看出，在各个等级下的 TSV 和 TCV 都有相应的反馈，TSV 呈近似正态分布，说明我们实验中涵盖了家用空调大部分的温度场景，对后续的数据训练工作提供了高质量的数据保障。

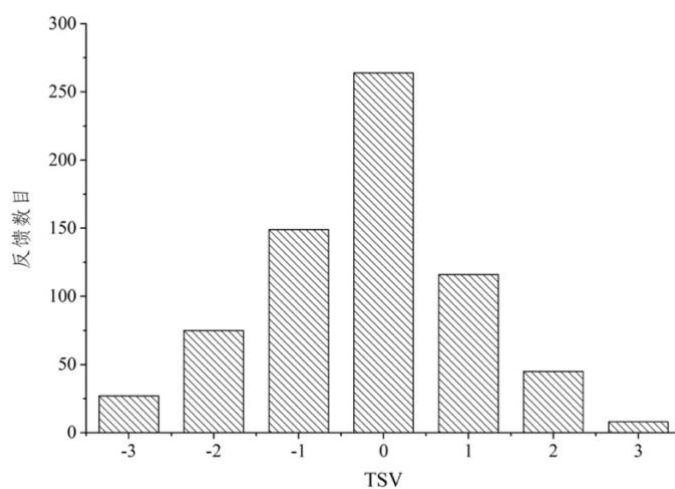


图 4.3 TSV 反馈情况统计

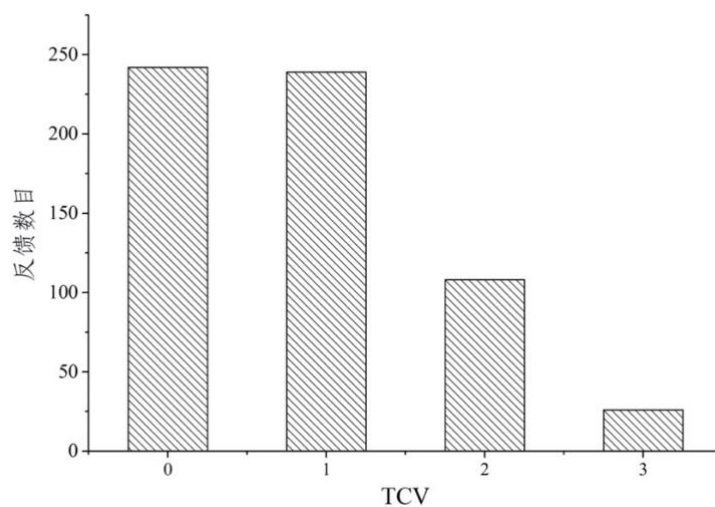


图 4.4 TCV 反馈情况统计

4.1.3 皮肤温度统计分析

受试者皮肤温度是反映个体热舒适状态中最重要的参数之一。在本次实验中，我们共收集了 48 位受试者共 732 张红外人脸图像数据。我们使用第三章中开发的红外人脸关键点提取算法对图像数据进行了识别，效果如图 4.5 所示。图中的红色方框范围内是识别出的人脸范围，我们将该范围内的所有点的温度作为全脸皮肤温度，其中可能含有一部分背景点。而黄色方框是依据人脸面部特征提取的人脸的额头、眼睛、鼻子、脸颊、嘴巴、下巴的区域，我们将相应区域内的温度数据取平均值作为代表该器官区域的皮肤温度数据，其中，很多受试者由于佩戴眼镜导致在红外图像中不能正常识别眼睛皮肤温度，所以下述的数据分析中不含有眼睛部位的皮肤温度数据。

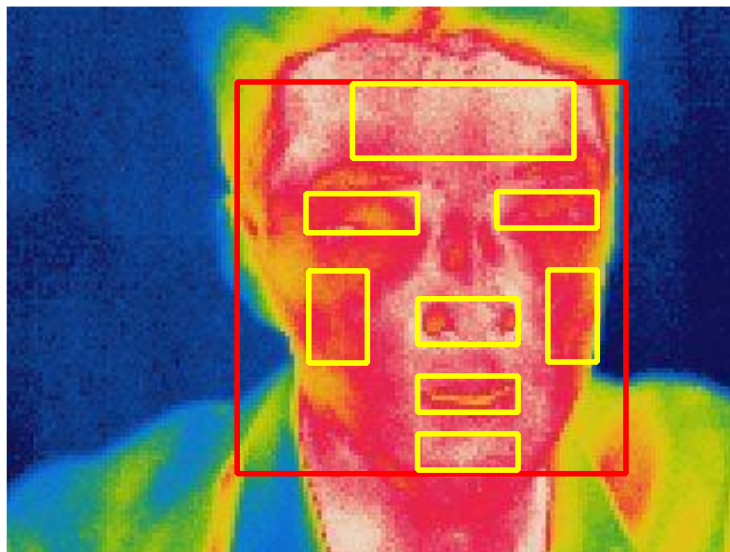


图 4.5 人脸各区域识别效果图

人体脸部皮肤温度随着室内环境的变化而发生变化，所有受试者的全脸皮肤温度和室内空气温度的关系如图 4.6 所示。从图中可以看出，受试者的全脸皮肤温度总体上随着室内温度上升呈上升的趋势，但在相同的室内温度下，不同受试者的皮肤反应则有所不同，导致全脸皮肤温度在一定范围内波动。

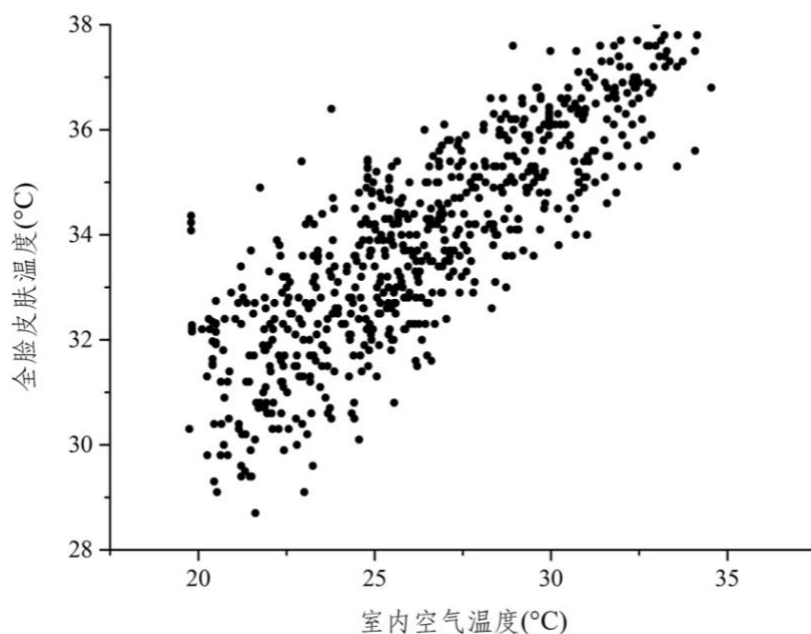


图 4.6 全脸皮肤温度与室内空气温度之间的关系

人体脸部不同部位对环境的反应也有所差异。将所有受试者不同部位的脸部皮肤温度进行统计，箱型图结果如图 4.7 所示。在箱型图中，中间矩形盒的上端代表数据的上四分位数，中间线代表中位数，下端代表数据的下四分位数，中间的小圆代表平均数。从图中可以看出，在室内温度范围 20°C 至 32°C 变化时，脸部皮肤温度在 31°C 至 37°C 之间发生变化。不同部位的皮肤温度平均值都不相同，其中，额头的皮肤温度平均值相对最高，波动范围也最小，脸颊部位的皮肤温度平均相对最低，波动范围也最大。全脸皮肤温度的平均值比较低，且波动范围比较大，其中的原因可能有脸部部分区域被头发遮挡、侧脸或者大表情导致脸部区域含有一部分背景低温度区域等。

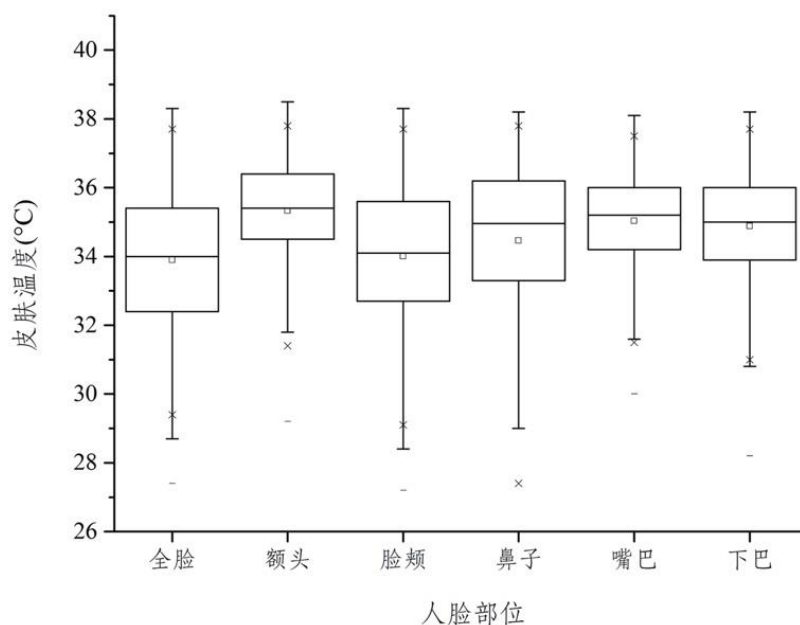


图 4.7 脸部不同部位的皮肤温度箱型图统计

皮肤温度的变化表征了人体热感觉的变化，所有受试者不同部位的平均皮肤温度和 TSV 关系如图 4.8 所示。从图中可以看出，所有部位的皮肤温度都随着 TSV 的上升而呈现上升趋势。其中，在人体感觉比较冷 (TSV=-3 和 -2) 的时候，人体脸部不同部位之间的皮肤温度相差很大，但在人体感觉比较热 (TSV=3 和 2) 的时候，人体脸部不同部位之间的皮肤温度差别明显减小，且变化不大。嘴巴的皮肤温度随着 TSV 的上升温度上升最快，额头的皮肤温度在

所有部位的皮肤温度中温度最高，且最为稳定。

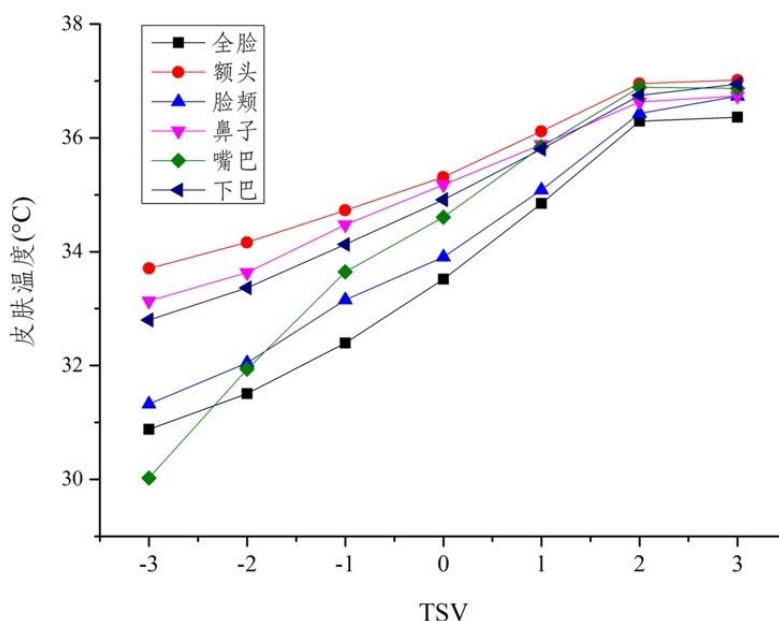


图 4.8 各部位平均皮肤温度与 TSV 之间的关系

不同个体之间有着不同的热偏好差异，这导致在相同的环境条件下，不同人的皮肤温度和热感觉状态反应不尽相同，也侧面反映了个体的热偏好差异。我们从所有受试者中挑选了 10 位，统计了其全脸皮肤温度变化，箱型图结果如图 4.9 所示。从图中可以看到，不同受试者的全脸皮肤温度差别较大，有些受试者（如 3 号、6 号等）的皮肤温度变化范围比较小，另一些（如 2 号、7 号等）则变化范围比较大，这导致了不同受试者的热感觉也有所不同。

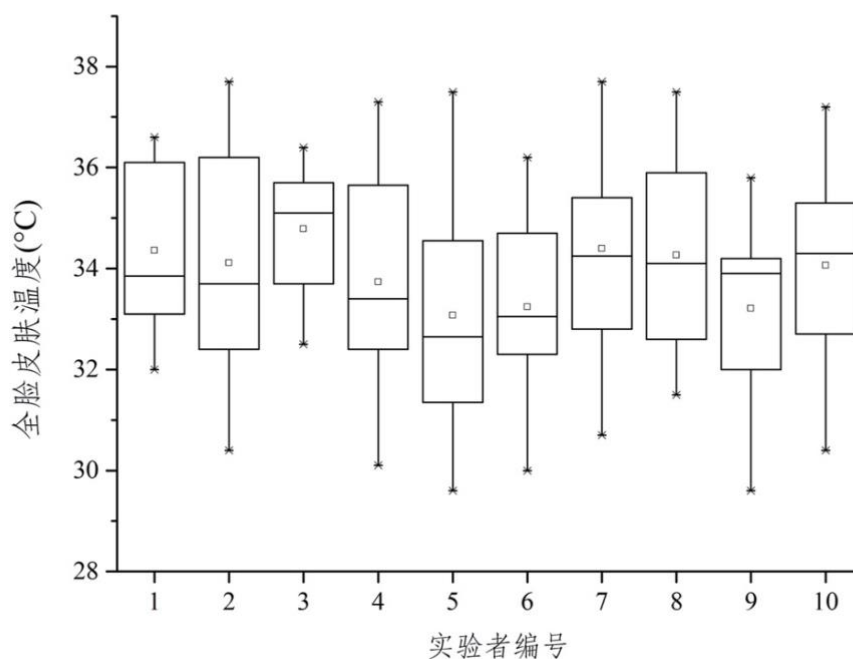


图 4.9 不同受试者的全脸皮肤温度箱型图统计

4.2 相关性分析

我们对各个参数与 TSV、TCV 的关系进行了定量的相关性分析。相关性分析是对两个或多个具有相关性的变量进行分析，以衡量两个变量的相关程度，常用的相关分析方式有图表相关分析、协方差和协方差矩阵、相关系数等。其中，相关系数可以对变量之间的相关程度进行定量描述且带有方向性。相关系数 r 是一个无单位的量值，取值在 1 和 -1 之间，其中 $r > 0$ 表示正相关， $r < 0$ 表示负相关， $|r|$ 越接近于 1，说明相关性越好， $|r|$ 越接近于 0，说明相关性越弱。常用的相关系数有皮尔逊相关系数、斯皮尔曼等级相关系数和肯德尔秩相关系数，肯德尔秩相关系数所计算的对象为分类变量，显然不适用于本研究，皮尔逊相关系数统计效能较高，易检测出两个变量之间的相互关系，但仅适用于服从正态分布的变量，而斯皮尔曼等级相关系数适用于任意总体分布形态，因此，首先需要对变量的分布形态进行判断。

在本研究中使用 K-S 检验（Kolmogorov- Smirnov test, K-S test）对变量的分布形态进行判断。K-S 单样本检验是一种分布拟合优度的检验，其方法是将一个变量的累积分布函数与特定分布进行比较，用于检验变量是否符合某种理想分布，例如均匀分布、正态分布、泊松分布等，或比较两种经验分布是否有显著性差异^[82]。

本研究使用 IBM SPSS Statistics 25 进行了变量的 K-S 检验，以检验数据是否符合正态分布，K-S 检验结果列于表 4.1。K-S 检验中，设置的假设条件为：

H0: 检验变量的分布与所假设的分布（正态分布）没有显著差异

H1: 检验变量的分布与所假设的分布（正态分布）有显著差异

当显著性大于 0.05 时则接受零假设，认为数据符合正态分布。从检验结果可见，大部分变量的渐进显著性都小于 0.05，数据都不符合正态分布。所以，本研究选择斯皮尔曼等级相关系数 ρ 描述变量之间的相关程度，同样使用 IBM SPSS Statistics 25 计算各个区域皮肤平均温度与 TSV 和 TCV 之间的斯皮尔曼等级相关系数。

表 4.1 K-S 检验结果

		皮肤温度						环境参数	
		全脸	额头	脸颊	鼻子	嘴巴	下巴	空气温度	空气湿度
正态参数 ^{a,b}	平均值	33.842	35.256	33.996	34.477	35.030	34.882	26.137	46.182
	标准偏差	2.017	1.366	2.000	2.253	1.374	1.508	3.662	7.072
最极端差值	绝对	0.034	0.050	0.055	0.117	0.056	0.042	0.070	0.062
	正	0.028	0.028	0.028	0.074	0.040	0.023	0.046	0.062
	负	-0.034	-0.050	-0.055	-0.117	-0.056	-0.042	-0.070	-0.039
检验统计		0.034	0.050	0.055	0.117	0.056	0.042	0.070	0.062
渐近显著性		.084 ^c	.000 ^c	.000 ^c	.000 ^c	.000 ^c	.014 ^c	.000 ^c	.000 ^c
a. 检验分布为正态分布。									
b. 根据数据计算。									
c. 里利氏显著性修正。									

相关系数的计算结果如表 4.2 所示。斯皮尔曼相关系数反映了两组变量之间联系的密切程度，通常 ρ 的绝对值大于 0.7 时，认为两变量之间存在强相关关系。表中 p 值为判定假设检验结果的参数，当 p 值小于所选取的显著性水平 α 时，统计检验预先建立的假设，即零假设，会被否定而不可接受。在相关分析中，假设为：

H0: 两个变量之间没有相关关系

H1: 两个变量之间有相关关系

通常， α 取 0.05 或 0.01，在本研究的计算中 α 取 0.01，若 p 值小于 0.01，则认为零假设是不可接受的，即两个变量之间存在相关关系。换言之，若 p 值大于 0.01，无论 ρ 值大小，都表明变量之间不存在相关关系。

从表 4.2 中可以看出，表中所有变量都与 TSV 呈相关关系（ p 值小于 0.01）。总体来看，脸部各个部位的皮肤温度和 TSV 的关系都呈较强的相关关系，证明了基于红外图像识别分析人体热舒适性的可行性。其中，脸颊皮肤温度和 TSV 的相关性最高，为 0.878，其次是下巴和鼻子的皮肤温度。在 Ghahramani^[13]和 Choi^[12]等学者的研究中，额头温度与 TSV 的相关性最高，相关系数分别为 0.82 及 0.835。但由于他们的采样方式是接触式传感器采样，可以测得较为准确的额头温度。但在我们的实验中，由于部分受试者的额头被头发所遮挡，与真实额头的皮肤温度有所偏差，所以额头的皮肤温度与 TSV 的相关系数相对较低，但也接近真实情况。全脸的皮肤温度尽管存在头发遮挡和背景温度较低导致的偏差，但与 TSV 仍有 0.8 左右的强相关关系，说明在没有高分辨率摄像仪的条件或算法来识别脸部各个部位的温度时，仅使用全脸皮肤温度进行热舒适的预测也应有相对较好的效果。

同时，从表中可以看出，室内空气温度也与 TSV 呈强相关关系（ p 值等于 0.742），但尽管如此，单单使用室内空气温度预测个体热舒适的准确性仍有待验证，更进一步的验证与讨论可见下文 4.4.3 节。相对湿度与 TSV 的关系则相对较弱（ p 值只有 0.219），说明人体在一定的湿度范围内热感觉并不会会有太大的变化。

另外，从表中可以看出，大部分的变量与 TCV 都没有相关关系，有相关关系的变量相关系数也较低（ p 值小于 0.2），这主要有以下几个原因：首先，

TCV 等级中 0 和 1（即舒服和微微不舒服）的可区分性较弱。其次，TCV 等级中不含有冷不舒服和热不舒服的区分，导致各个变量与其相关性较弱。而在后续的空调控制中，我们需要对用户的冷热感觉加以区分以调整空调设定点，所以后续我们将使用 TSV 作为预测人体热感觉的输出参数，将 TSV=0（即不冷也不热）的中性状态作为人体最舒服的状态。

表 4.2 相关系数

		皮肤温度						环境参数		热反馈	
		全脸	额头	脸颊	鼻子	嘴巴	下巴	空气温度	空气相对湿度	TSV	TCV
TSV	ρ	0.838**	0.780**	0.878**	0.842**	0.813**	0.863**	0.742*	0.219*	1.000	0.021
	p 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		0.553
		0	0	0	0	0	0				
TCV	ρ	0.066	0.137**	0.098**	0.058	0.061	0.044	0.117*	-0.188*	0.021	1.000
	p 值	0.103	0.000	0.000	0.103	0.085	0.276	0.001	0.000	0.553	
		3	0	6	3	5	6				

** . 在 0.01 级别（双尾），相关性显著。

4.3 不同性别和 BMI 指数的个体热舒适差异分析

4.3.1 不同性别之间的个体热舒适差异分析

一些研究^[83-85]指出性别的差异对个体热舒适有一定的影响，我们对不同性别的个体热偏好差异进行统计分析。将不同脸部区域的皮肤温度按性别进行统计，结果如表 4.3 所示。从表中可以看出，男性脸部额头、脸颊、鼻子和下巴的平均皮肤温度都略高于女性，女性嘴巴的平均皮肤温度比男性更高，男性脸部所有区域的皮肤温度的稳定性要高于女性。

表 4.3 不同性别之间的皮肤温度统计分析

性别	皮肤温度	最小值	最大值	均值	标准偏差
男	全脸	29.30	37.80	34.00	1.86
	额头	31.10	37.80	35.41	1.19
	脸颊	28.40	38.30	34.30	1.75
	鼻子	26.20	38.10	34.59	2.00
	嘴巴	31.50	37.60	34.98	1.29
	下巴	28.20	37.90	34.98	1.39
女	全脸	27.40	38.30	33.63	2.20
	额头	29.20	38.50	35.22	1.64
	脸颊	27.20	37.90	33.65	2.35
	鼻子	25.50	38.20	34.22	2.75
	嘴巴	30.00	38.10	35.19	1.36
	下巴	29.80	38.20	34.74	1.66

随后，本研究使用 IBM SPSS 中的 t-检验对不同性别之间的脸部皮肤温度是否存在差异进行研究，结果如表 4.4 所示。t 检验（t test）又称学生 t 检验（Student t-test），是统计推断中非常常见的一种检验方法，主要原理是用 t 分布理论来推论差异发生的概率，从而比较两个平均数的差异是否显著。t 检验可以分为单样本均值检验、两独立样本均值检验和配对样本均值检验。在本研究中，主要使用两独立样本均值检验来验证两对独立的正态数据或近似正态的样本的均值是否相等。

表 4.4 不同性别之间的皮肤温度 t-检验结果

皮肤温度		莱文方差显著性 <i>p</i>	<i>t</i>	自由度	<i>p</i>
全脸	假定等方差	0.00	2.25	613.00	0.02
	不假定等方差		2.19	488.26	0.03
额头	假定等方差	0.00	1.61	613.00	0.11
	不假定等方差		1.53	436.80	0.13
脸颊	假定等方差	0.00	3.88	613.00	0.00

表 4.4 不同性别之间的皮肤温度 t-检验结果（续）

鼻子	假定等方差	0.00	1.92	613.00	0.05
	不假定等方差		1.83	437.27	0.07
嘴巴	假定等方差	0.70	-1.99	612.00	0.05
	不假定等方差		-1.98	526.28	0.05
下巴	假定等方差	0.00	1.95	611.00	0.05
	不假定等方差		1.89	479.30	0.06

在两独立样本均值检验中，方差齐性对结论的影响较大，所以需要进行莱文方差等同性检验来检验方差齐性^[82]，其假设为：

H0: $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ ，两总体方差相同。

H1: $\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$ ，两总体方差不同。

其中 σ_1^2 和 σ_2^2 分别代表了两总体的方差，如果两组的方差差别比较大，其对应的 p 值小于设定的检验标准，则按照小概率反证法应拒绝 H0，认为两组所在总体的方差不齐。

从表中的结果可以看出，显著性水平 α 为 0.05 时，不同性别之间的全脸、额头、脸颊、鼻子、和下巴的皮肤温度数据均可认为是方差不齐，应以不假定等方差来分析实验结果，而不同性别之间的嘴巴皮肤温度数据 p 值大于 0.05，可使用假定等方差来分析实验结果。

在两样本 t 检验中所建立的假设为：

H0: 两样本的均数差异完全是抽样误差造成的，两总体均数相同。

H1: 两样本的均数差异除由抽样误差造成外，也确实反映了两总体均数存在的差异。

当显著性 p 大于 0.05 时则接受零假设，认为两组数据均值相等。从表中可以看出，不同性别之间的全脸、脸颊、嘴巴和下巴皮肤温度的 p 值均小于 0.05，应认为两者之间存在明显差异。而额头和鼻子的温度 p 值大于 0.05，可以认为不同性别之间两者的皮肤温度没有明显的差异性。

不同性别的热感觉反馈统计情况如图 4.10 所示。从图中可以看出，在相同的实验环境下，女性反馈非常冷和微冷的比例要明显高于男性，而男性反馈非常热和微热的比例则要明显高于女性，这说明大部分女性偏好较暖的环境，而

大部分男性则更偏好较冷的环境。不同性别之间的全脸皮肤温度与 TSV 的关系如图 4.11 所示,从图中可以看出,女性在反馈偏冷的感受时的脸部皮肤温度低于男性的脸部皮肤温度,而随着环境温度的增加,女性的皮肤温度上升速度会明显高于男性。

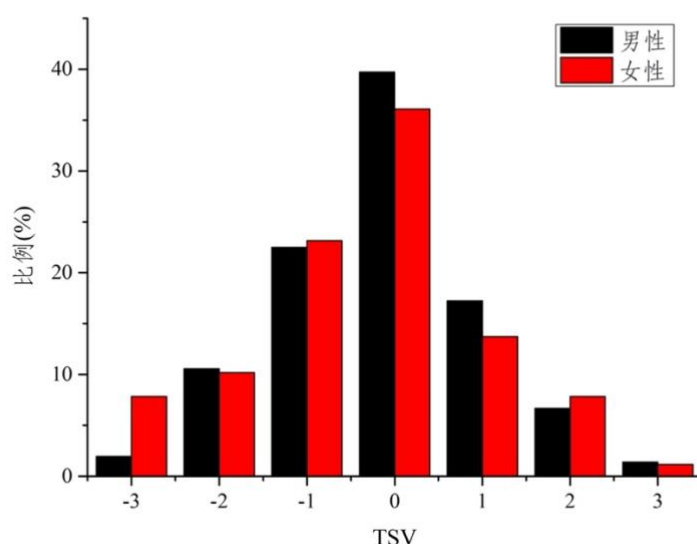


图 4.10 不同性别之间的 TSV 反馈情况统计

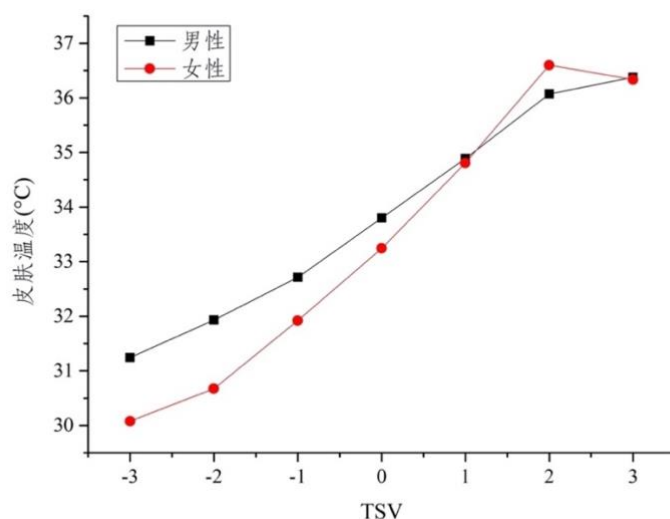


图 4.11 不同性别之间的全脸皮肤温度与 TSV 的关系

对不同性别的各个区域皮肤平均温度与 TSV 的相关性进行定量分析,以分析不同性别之间皮肤平均温度与 TSV 的相关性是否有差异。如 4.2 中所述,大

部分变量的数据都不符合正态分布，同样选择斯皮尔曼等级相关系数 ρ 描述变量之间的相关程度，使用 IBM SPSS Statistics 25 计算不同性别的各个区域皮肤平均温度与 TSV 之间的斯皮尔曼等级相关系数，结果如表 4.5 所示。从表中可以看出，不同性别之间的脸部各个部位的皮肤温度和 TSV 的关系也都呈较强的相关关系（ ρ 大于 0.7），男性和女性之间有较为微小的差异。其中，男性的额头、下巴等部位的皮肤温度和 TSV 的关系更强，女性的脸颊、嘴巴等部位的皮肤温度和 TSV 的关系更强。综上所述，男女之间的热偏好有一定的差异性，而性别差异对预测个体热舒适的准确性影响也有待进一步验证，详细内容可见下文 4.4.3 节。

表 4.5 不同性别之间的皮肤温度与 TSV 相关性分析

统计量		皮肤温度					
		全脸	额头	脸颊	鼻子	嘴巴	下巴
TSV（男）	ρ	0.836**	0.780**	0.872**	0.842**	0.798**	0.873**
	p 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
TSV（女）	ρ	0.845**	0.776**	0.884**	0.834**	0.820**	0.853**
	p 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

**：在 0.01 级别（双尾），相关性显著。

4.3.2 不同 BMI 指数之间的个体热舒适差异分析

BMI 指数也已经成为了热舒适研究领域的重要生理参数之一[85][86]。世界卫生组织（WHO）将 BMI 指数分为四个级别：体重较轻（<18.5），正常体重（18.5-24.9），超重（25-29.9）和肥胖（>30）。在我们的受试者中，有 10 位体重较轻，9 位超重及超重以上，29 位正常体重，考虑到统计学中比较分析的意义，我们将受试者分为低 BMI 人群（BMI≤21）和高 BMI 人群（BMI>21）两个等级，分别有 23 位和 25 位，进行个体热偏好差异的统计分析。

将不同区域的脸部皮肤温度按 BMI 指数分组统计如表 4.6 所示。从表中可以看出，高 BMI 人群的全脸、额头、脸颊、下巴、嘴巴的皮肤温度都高于低 BMI 人群，额头皮肤温度则较为相近。整体来讲，两类人群的皮肤温度稳定性较为

相近。

表 4.6 不同 BMI 等级之间的皮肤温度统计分析

BMI 等级	皮肤温度	最小值	最大值	均值	标准 偏差
低 BMI	全脸	27.40	38.30	33.66	2.06
	额头	30.30	38.50	35.40	1.38
	脸颊	28.20	37.70	33.93	2.04
	鼻子	25.50	38.20	34.03	2.71
	下巴	29.80	38.20	34.83	1.53
	嘴巴	30.00	38.10	34.98	1.41
高 BMI	全脸	29.10	38.00	33.94	1.99
	额头	29.20	37.80	35.29	1.41
	脸颊	27.20	38.30	34.08	2.05
	鼻子	26.20	38.10	34.65	2.10
	下巴	28.20	37.90	34.91	1.50
	嘴巴	31.50	37.80	35.11	1.27

与 4.3.1 中相近，对不同 BMI 等级的受试者的皮肤温度进行 t-检验，以定量描述两组的差异性，结果如表 4.7 所示。显著性水平 α 为 0.05 时，不同 BMI 等级人群之间的鼻子皮肤温度数据均可认为是方差不齐，应以不假定等方差来分析实验结果，而全脸、额头、脸颊、嘴巴、下巴的皮肤温度数据 p 值大于 0.05，可使用假定等方差来分析实验结果。t-检验的结果显示，不同 BMI 等级之间的鼻子皮肤温度存在较为明显的差异性，而其他部位的皮肤温度则并无明显的差异性。

表 4.7 不同 BMI 等级的受试者的皮肤温度 t-检验结果

皮肤温度		莱文方差显著性 <i>p</i>	t	自由度	<i>p</i>
全脸	假定等方差	0.324	-1.657	613	0.098
	不假定等方差		-1.638	415.288	0.102
额头	假定等方差	0.971	0.969	613	0.333
	不假定等方差		0.974	435.683	0.331
脸颊	假定等方差	0.931	-0.905	613	0.366
	不假定等方差		-0.906	429.657	0.366
鼻子	假定等方差	0.000	-3.131	613	0.002
	不假定等方差		-2.894	346.152	0.004
嘴巴	假定等方差	0.177	-1.227	612	0.220
	不假定等方差		-1.187	388.494	0.236
下巴	假定等方差	0.516	-0.664	611	0.507
	不假定等方差		-0.659	418.150	0.510

不同 BMI 等级的热感觉反馈统计情况如图 4.12 所示。从图中可以看出，在相同的实验环境下，低 BMI 人群反馈冷的比例要明显大于高 BMI 人群，而高 BMI 人群反馈热的比例要明显大于低 BMI 人群，这说明高 BMI 人群对较热的环境更为敏感，而抵抗低温的能力则高于低 BMI 人群。不同 BMI 等级下全脸皮肤温度和 TSV 的关系如图 4.13 所示。从图中可以看出，在大部分情况下高 BMI 人群的皮肤温度高于低 BMI 人群，TSV 在-2 和 2 之间时两类人群的皮肤温度相差不大，而在较为极端的情况下（TSV 为-3 或 3）时，高 BMI 人群的皮肤温度明显高于低 BMI 人群。

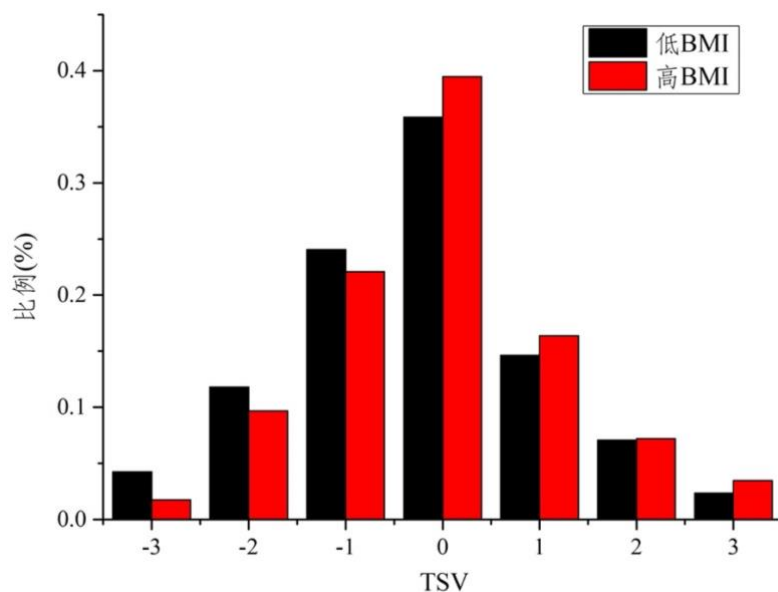


图 4.12 不同 BMI 等级之间的 TSV 反馈情况统计

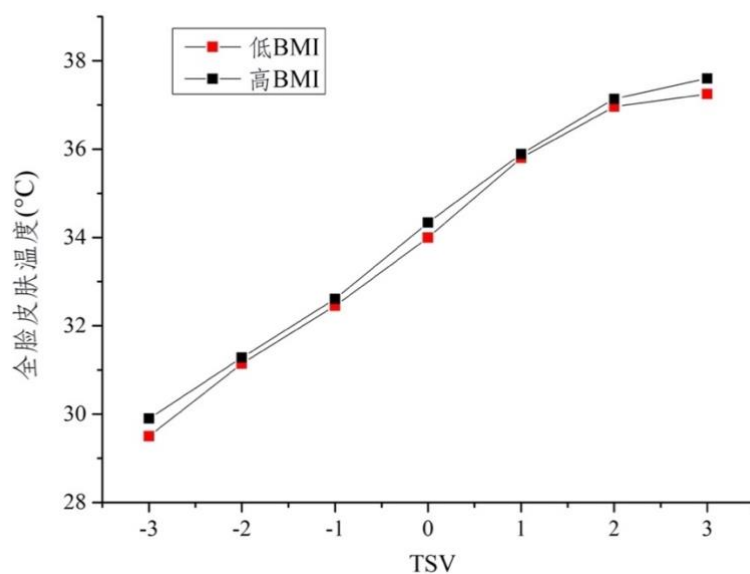


图 4.13 不同 BMI 等级之间的全脸皮肤温度与 TSV 的关系

与 4.3.1 相近，我们对不同 BMI 等级的各个区域皮肤平均温度与 TSV 的相关性进行定量分析，以分析不同 BMI 等级之间皮肤平均温度与 TSV 的相关性是否有差异，结果如表 4.8 所示。从表中可以看出，不同 BMI 等级之间的脸部各个部位的皮肤温度和 TSV 的关系也都呈较强的相关关系 (ρ 大于 0.7)，不同 BMI

等级之间有较为微小的差异。同样，这种差异对预测个体热舒适的准确性影响也有待进一步验证，详细内容可见下文 4.4.3 节。

表 4.8 不同 BMI 等级之间的皮肤温度与 TSV 相关性分析

统计量		全脸	额头	脸颊	鼻子	嘴巴	下巴
TSV(低 BMI)	ρ	0.846**	0.785**	0.884**	0.863**	0.783**	0.868**
	p 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
TSV(高 BMI)	ρ	0.839**	0.780**	0.865**	0.822**	0.803**	0.859**
	p 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

4.4 基于机器学习的个体热舒适模型构建与分析

4.4.1 机器学习算法选取与初步训练

在对实验数据进行统计分析后，我们利用机器学习算法对个体热舒适进行数据训练与模型构建工作，并在算法选择、算法参数、模型输入参数等方面进行优化和分析，以得到高准确度的个体热舒适模型。

机器学习是使用算法训练数据，从中学习经验，得到学习模型，然后对目标问题做出决定或者是预测，可以解决复杂的非线性问题，是人工智能目前最活跃的领域之一。机器学习算法种类繁多，主要可分为分类模型和回归模型。在本研究中，构建个体热舒适模型是一个典型的分类问题，所以可能适用的算法主要有线性模型、决策树、支持向量机、贝叶斯网络等。线性模型形式简单，易于建模，通过建立不同变量之间的数学关系来预测响应变量，主要有线性回归、感知器、逻辑回归等。其中，逻辑回归可以将线性预测转换为 0 到 1 之间的概率结果，以实现分类预测。决策树算法构建一个树状模型，通过学习从数据中推断出的决策规则来预测目标响应，但容易过拟合。贝叶斯算法应用贝叶斯定理根据先前事件的概率进行预测，包括朴素贝叶斯和贝叶斯网络，可以有效地处理大型数据集，但贝叶斯网络的计算成本往往较高^[6]。支持向量机是根据 Vapnik-Chervonenkis (VC) 理论和统计学习理论的结构风险最小化原理发展起来的，被认为是小统计估计和预测学习的最佳理论。可以保证搜索到的极值解

是全局最优解，有效解决过拟合问题，在解决小样本、非线性和高维模式识别问题方面有许多独特的优势^[87]。

我们将全脸皮肤温度、空气温度、空气湿度作为输入参数，TSV 作为输出参数，利用 **sklearn** 中的机器学习算法库分别使用上述算法进行初步的训练。

在数据训练前，对数据进行预处理工作。首先，我们对输入参数有所缺失的数据点进行了删除。随后，我们对数据中由于实验或人为失误造成的异常温度数据点进行了删减。最后，由于某些算法要求样本具有零均值和单位方差，需要消除样本不同属性具有不同量级时的影响，我们对数据进行了的归一化处理，即把最大值归为 1，最小值归为 0，其他值在其中分布。公式如下：

$$x_{new} = \frac{x_{old} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4.1)$$

其中， x_{new} 为新数据值， x_{old} 为旧数据值， x_{min} 为数据中的最小值， x_{max} 为数据中的最大值

在经过数据预处理后，数据集含有有效数据共 763 条，被分为训练集和测试集。其中，90%的数据集为训练集，10%的数据集为测试集。在训练过程中，我们采用了十折交叉检验对模型的准确性进行评估，以保证模型训练的可靠性。十折交叉检验是将数据集划分为 10 个大小相似的互斥子集，每个子集 D_i 都尽可能保证数据分布的一致性，即从 D 中通过分层采样得到。然后，每次用 $k-1$ 个子集的并集作为训练集，余下的那个子集作为测试集，从而进行 10 次训练和测试，并返回 10 次测试结果的均值，从而提高评估结果的稳定性和保真性。

在模型的性能度量上，我们使用了准确率 (acc) 和均方根误差 (RMSE) 作为模型好坏的度量，其公式如下：

$$acc = n_i / m_i \quad (4.2)$$

其中， n_i 为第 i 类中被正确分类的个数， m_i 为第 i 类所有数据的个数。

$$RMSE = \sqrt{\frac{(p_1 - a_1)^2 + \dots + (p_n - a_n)^2}{n}} \quad (4.3)$$

其中 p_i 为该个例的预测结果， a_i 为该个例的正确结果。

训练后的结果如表 4.9 所示。从表中可以看出，支持向量机算法在所有算法模型中准确率最高，RMSE 最小。这很大程度上来缘于支持向量机算法在高维空间有效，并且对小量级的数据集训练效果比较好。所以，我们选用支持向量机算法对个体热舒适模型进行训练。

表 4.9 各个机器学习算法初步训练结果

机器学习模型	训练集 acc	训练集 RMSE	测试集 acc	测试集 RMSE
感知器	0.34	1.12	0.45	0.92
逻辑回归	0.69	0.59	0.65	0.66
决策树	0.74	0.53	0.7	0.59
贝叶斯网络	0.75	0.58	0.74	0.54
支持向量机	0.79	0.52	0.78	0.51
PMV 参照	0.53	0.76	0.55	0.78

4.4.2 模型构建与参数优化

支持向量机的原理是在高维或无限维的特征空间中构造一个或一组超平面，使得该平面离所有类的训练数据点的距离最大，以达到分类的目的。通常来讲，这个距离越大，分类器的泛化误差越小。对于一个二分类问题，给定训练集向量 $x_i \in \mathbb{R}^p$ ， $i = 1, \dots, n$ ，和其结果向量 $y \in \{1, -1\}^n$ ，分类器的目标是找到 $\omega \in \mathbb{R}^p$ 和 $b \in \mathbb{R}$ ，使得通过 $\text{sign}(\omega^T \phi(x_i) + b)$ 预测的结果对于大部分个例是准确的。其解决的原始问题可以表达如下：

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b} & \frac{1}{2} \omega^T \omega \\ \text{subject to} & y_i (\omega^T \phi(x_i) + b) \geq 1 \\ & i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.4)$$

为了更高效地求解上述问题，我们使用拉格朗日变换得到其对偶问题：

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} & \frac{1}{2} \alpha^T Q \alpha - e^T \alpha \\ \text{subject to} & y^T \alpha = 0 \\ & \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.5)$$

其中， e 是一个所有值都为 1 的向量， α 是对偶系数， $Q_{ij} = y_i y_j K(x_i, x_j)$ ，而

$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 被称为核。我们希望样本在特征空间中线性可分，而核函数隐式地定义了这个特征空间，如果核函数选择不合适，意味着将样本映射到了一个不合适的特征空间，分类器的性能很可能不理想^[88]。

所以，支持向量机的核函数选择非常重要，在很大程度上决定了分类器的边界形式和效果。支持向量机的常用核函数有线性核、多项式核、径向基（RBF）核、sigmoid 核等，具体表达式如表 4.10 所示。

表 4.10 常见核函数^[88]

名称	表达式	参数
线性核	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$	
多项式核	$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j)^d$	$d \geq 1$ 为多项式的次数
RBF 核（高斯核）	$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\gamma^2})$	$\gamma > 0$ 为 RBF 核的带宽
sigmoid 核	$K(x_i, x_j) = \tanh(\beta x_i^T x_j + \theta)$	\tanh 为双曲正切函数， $\beta > 0, \theta < 0$

我们使用全脸皮肤温度、空气温度、空气湿度为输入参数，TSV 为输出参数，分别使用以上核函数进行初步训练，结果如表 4.11 所示。从表中可以看出，径向基核的准确率和 RMSE 优于其他核函数。为了更直观地表现各个核函数的训练结果，我们将分类器的分类边界直观展示出来，结果如图 4.14 所示。图中的横坐标为标准化后的皮肤温度，纵坐标为标准化后的空气温度，图中的不同颜色的点代表了不同 TSV 的反馈值，从图中可以看出，使用线性核的向量机分类边界都为直线，较为简单直接，不易过拟合，但分类准确率稍低。而使用多项式核和 RBF 核的向量机则分类边界更为复杂，但易出现过拟合的现象，需要对参数进行进一步的调优，而 sigmoid 核的分类效果较差，最终我们选择 RBF 核作为模型的核函数。

表 4.11 使用各个核函数的训练效果

核函数种类	train_acc	train_RMSE	test_ACC	test_RMSE
线性核	0.75	0.56	0.72	0.53
多项式核	0.76	0.54	0.76	0.57

RBF 核（高斯核）	0.78	0.51	0.77	0.52
sigmoid 核	0.08	2.19	0.05	2.22

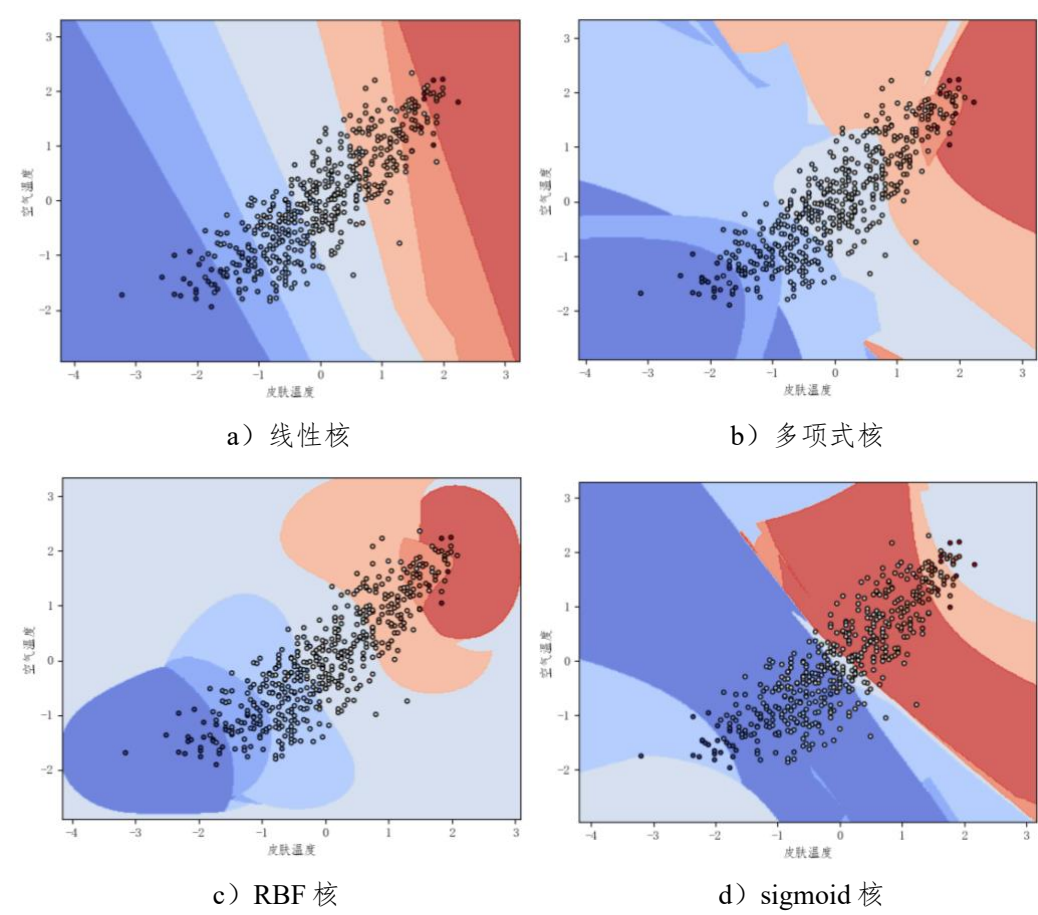


图 4.14 不同核函数的分类效果

使用 RBF 核训练 SVM 时，必须考虑两个参数： C 和 γ 。参数 C 是所有 SVM 内核共有的，它在训练示例的错误分类与决策表面的简单性之间进行权衡。低 C 使决策表面平滑，而高 C 旨在正确分类所有训练示例。 γ 定义了单个训练示例的影响程度。 γ 越大，其他示例必须越接近受到影响。在调节 C 和 γ 时，往往以指数性的间隔更有效，不同 C 和 γ 的训练效果如表 4.12 与表 4.13 所示，从表中可以看出，随着 C 和 γ 的增大，训练集误差逐渐减小，而测试集误差则先减小后增大，分类器大概在 $C=1$ ， $\gamma=10$ 时达到最优。为了更进一步直观展示不同 C 和 γ 对分类器的影响程度，我们将不同 C 和 γ 的分类器效果展示如图 4.15 所示。从图中可以看出， C 越高，分类器趋向于将所有训练数据进行准确分类，但分

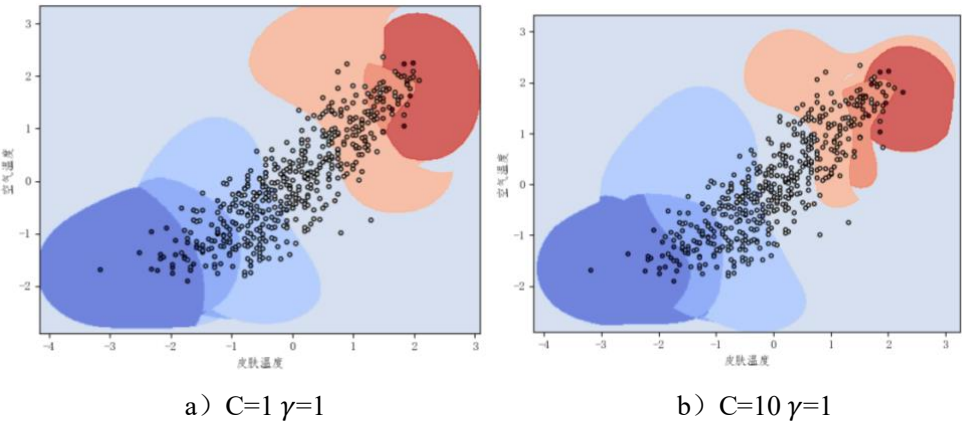
类器的平面也更复杂，越容易产生过拟合的现象。 γ 越大，模型也越容易产生过拟合的现象。所以平衡的 C 和 γ 对模型选择至关重要。

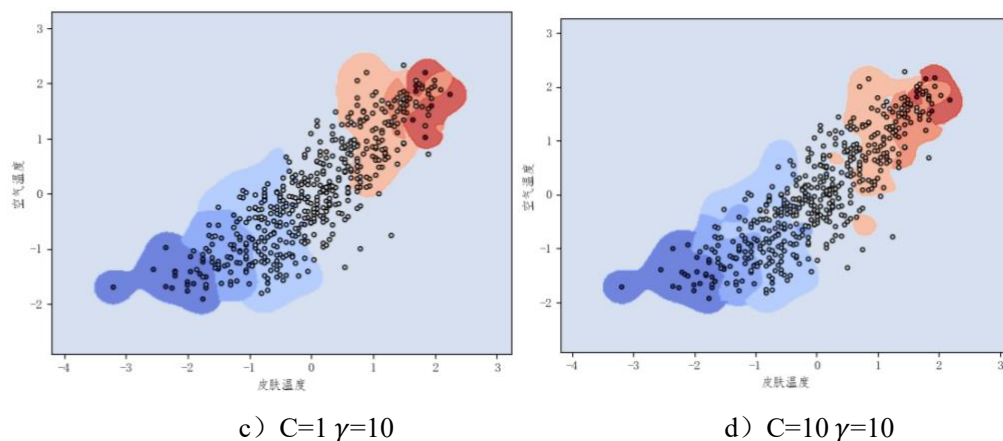
表 4.12 参数 γ 对分类器效果的影响（ $C=1$ ）

γ	train_acc	train_RMSE	test_ACC	test_RMSE
0.0001	0.06	2.6	0.12	2.33
0.001	0.14	1.67	0.09	1.69
0.01	0.63	0.66	0.67	0.58
0.1	0.75	0.55	0.66	0.64
1	0.76	0.57	0.72	0.57
10	0.8	0.51	0.8	0.51
100	0.92	0.35	0.59	0.91
1000	0.97	0.2	0.5	1.19

表 4.13 参数 C 对分类器效果的影响（ $\gamma=10$ ）

C	train_acc	train_RMSE	test_ACC	test_RMSE
0.0001	0.07	2.54	0.08	2.6
0.001	0.38	1.29	0.39	1.14
0.01	0.39	1.28	0.39	1.19
0.1	0.78	0.53	0.73	0.66
1	0.8	0.51	0.8	0.51
10	0.85	0.45	0.77	0.52
100	0.86	0.42	0.7	0.66
1000	0.95	0.24	0.59	0.778



图 4.15 不同 C 和 γ 的分类器分类效果

4.4.3 不同输入参数对模型效果的影响

考虑到不同的输入参数采集的难易性和实用性，我们探究了不同输入参数的组合对模型准确性的影响，主要包含了全脸皮肤温度、关键部位皮肤温度、环境参数（空气温度、湿度）、个体参数（性别、BMI 指数）的组合，结果如表 4.14 所示。从表中可以看出，只使用环境参数对个体热舒适预测在测试集上的准确率并不理想，只有 57% 左右，而使用全脸皮肤温度则准确率较高，可达到 69%。从使用各个关键位置的皮肤温度作为输入参数可以看出，脸颊皮肤温度的准确率最高，下巴皮肤温度其次，而将所有关键部位皮肤温度作为输入参数则可以达到更高的准确率，即 77%。更进一步，全脸皮肤温度和环境参数的组合可以达到较高的准确率，说明了当红外摄像仪器分辨率较低或算法条件不能满足精确提取脸部关键部位区域皮肤温度的情况下，仍可使用个体热舒适模型取得较好的预测效果。另外，将个体参数（性别、BMI 指数）加入至输入参数也有利于模型准确率的提升，但提升效果较为有限。当输入参数为关键部位皮肤温度、环境参数和个体参数时，模型在测试集的准确性最高，可达到 86% 左右。同时，我们将使用 PMV 模型的计算结果作为对比，PMV 模型中共有六个影响参数，按夏季工况，我们取服装热阻为 0.5clo，新陈代谢率取 1.2met，按民用建筑热湿环境评价标准中的规定^[71]，取空气流速为 0.2m/s，空气温度和湿度按实际采集的数值进行计算。从表中可以看出，PMV 模型在测试集上的准确率只有 55% 左右，低于个体热舒适模型的准确率。

表 4.14 不同输入参数对模型效果的影响

模型输入参数	train_acc	train_RMSE	test_ACC	test_RMSE
全脸皮肤温度	0.74	0.59	0.69	0.64
所有关键部位皮肤温度	0.78	0.53	0.77	0.5
额头皮肤温度	0.69	0.6	0.7	0.57
脸颊皮肤温度	0.74	0.58	0.73	0.56
鼻子皮肤温度	0.72	0.6	0.71	0.58
嘴巴皮肤温度	0.69	0.64	0.68	0.62
下巴皮肤温度	0.74	0.57	0.72	0.55
环境参数	0.59	0.8	0.57	0.91
全脸皮肤温度+环境参数	0.8	0.51	0.8	0.51
全脸皮肤温度+环境参数+个体参数	0.81	0.5	0.81	0.5
所有关键部位皮肤温度+环境参数	0.83	0.49	0.85	0.48
所有关键部位皮肤温度+环境参数+ 个体参数	0.85	0.46	0.86	0.45
PMV 参考	0.53	0.76	0.55	0.78

4.5 本章小结

本章基于第 3 章中的个体热舒适实验数据，构建了个体热舒适模型并进行了分析。首先，我们对实验环境参数数据、受试者的问卷反馈数据和皮肤温度进行了统计分析，随后利用相关性分析定量描述了各个影响因素与热舒适反馈的关系，而后对不同性别和 BMI 指数的个体分组进行热舒适差异分析，发现了不同性别和 BMI 等级之间的热偏好有所不同。以上的分析为热舒适模型的构建提供了数据上的依据。随后我们选择使用支持向量机算法对个体热舒适模型进行构建，并对算法中的参数加以优化。最后，从数据采集的难易性和实用性角度出发，我们分析了不同输入参数对模型效果的影响，得到了准确度较高的输入参数。

在下一章中，我们将基于开发的热舒适模型，构建智能空调控制系统，评估将个体热舒适模型实际用于空调控制的效果。

5 基于个体热舒适模型的智能空调控制

5.1 基于个体热舒适模型的温度设定点算法

在训练得到个体热舒适模型后，需要根据热舒适模型输出的 TSV 值调整对应的环境参数（温度、湿度、风速）等设定值。在以 PMV 模型为基础的空调控制策略中，由于模型中不含有表达室内人员即时性状态的参数，所以空调的环境参数设定值往往是利用 PMV 模型计算得出的固定值。而在个体热舒适模型中，模型输出的 TSV 值随着人体的热感觉状态变化而变化，所以需要一个新的算法实现环境参数设定点的输出。

我们借鉴了 Li 等^[37]提出的温度设定点线性算法输出策略并进行了相应的改进。算法如式 5.1 所示：

$$T_{st} = \begin{cases} T_{stmax} & TSV < -2.5 \\ T_{st0} + K_{sti} \times (TSV + 0.5) & TSV \in [-2.5, -0.5) \\ T_{st0} & TSV \in [-0.5, 0.5) \\ T_{st0} + K_{std} \times (TSV - 0.5) & TSV \in [0.5, 2.5) \\ T_{stmin} & TSV > 2.5 \end{cases} \quad (5.1)$$

其中， T_{st} 为本次反馈后计算输出的温度设定点， T_{st0} 为上一次反馈后计算得到的温度设定点， T_{stmax} 为室内的温度设定点的上限值， T_{stmin} 为室内温度设定点的下限值，TSV 为本次个体热舒适模型反馈的热感觉投票状态， K_{sti} 代表了在人体热感觉较冷的区域中温度升高的速率， K_{std} 代表了在人体热感觉较热的区域中温度降低的速率。

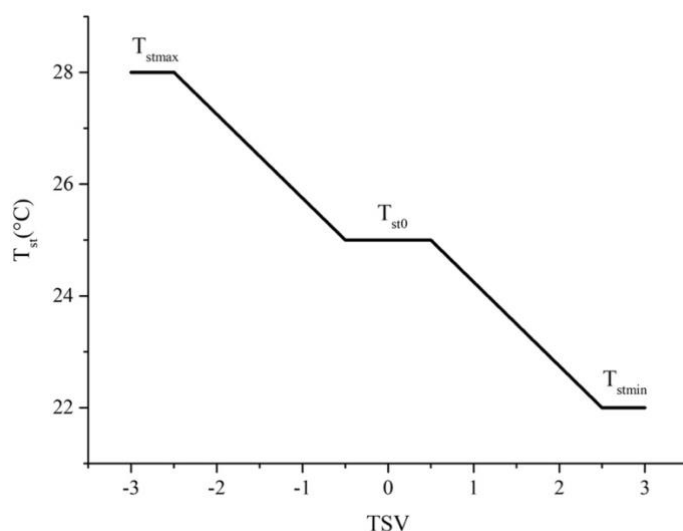


图 5.1 温度设定点线性算法

根据以上算法得出的温度设定点的调整图如图 5.1 所示。当本次反馈的 TSV 值小于 -2.5 时，温度设定点为室内环境标准范围内的最高值，当本次反馈的 TSV 值在 -0.5 至 -2.5 区间时，温度设定点将随着 TSV 的下降而上升，以提高室内温度使人体感觉舒适。当本次反馈的 TSV 值在 -0.5 至 0.5 区间时，我们认为此时该室内人员感觉为舒适状态。当本次反馈的 TSV 值在 0.5 至 2.5 区间时，温度设定点将随着 TSV 的上升而下降，以降低室内温度使人体感觉舒适。当本次反馈的 TSV 值大于 2.5 时，温度设定点为室内环境标准范围内的最低值。

T_{stmax} 和 T_{stmin} 应该为室内人员所能接受的室内温度的合理极限值。ASHRAE 标准 55^[5]中提出，在制冷季节，当室内相对湿度在近 20%至 70%之间时，室内工作温度的可接受范围为近 22°C 至 28°C。所以我们将 T_{stmax} 设为 28°C， T_{stmin} 设为 22°C。

5.2 基于个体热舒适模型的控制策略设计

传统的家用空调控制策略主要是基于设定温度的控制。近年来也开始出现基于 PMV 指标的控制策略。基于设定温度的空调控制原理如图 5.2 所示，空调系统的控制目标是使温度达到目标值，当从空调房间传感器反馈的温度值和设定值有偏差时，控制器将进行相应的调节动作，使得室内环境处于某一固定的

温度之下。

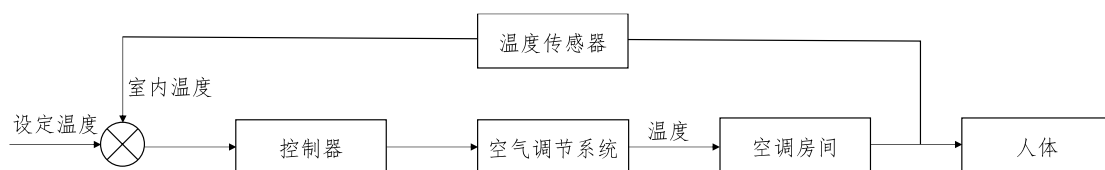


图 5.2 基于设定温度的空调控制方式

但由于人体舒适度往往由多因素共同影响，并且设定的温度往往不能很好地满足人体的舒适性，后面发展出基于 **PMV** 指标的空调控制策略，如图 5.3 所示。此时，热舒适度 **PMV** 值不仅作为室内环境舒适度的评价标准，也是控制系统控制的指标。当由空调房间反馈的环境参数计算得出的 **PMV** 值不满足 **PMV** 指标范围时，控制系统将调节相应的执行机构（压缩机、风机）等，从而调节室内的温度、湿度、风速等，使得室内环境达到热舒适值。相比基于设定温度的控制策略，基于 **PMV** 指标的控制策略考虑了温度、湿度、风速等参数的综合影响，可以为室内人员提供更为舒适的环境。

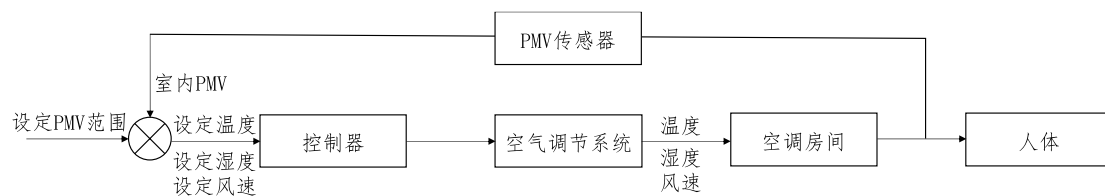


图 5.3 基于 **PMV** 指标的空调控制方式

但无论是基于设定温度的控制方式还是基于 **PMV** 指标的空调控制方式，都没有将人体的即时热舒适状态反映在其中，很可能出现 **PMV** 在舒适范围内但实际上室内人员仍然处于不舒适的状态中。通过以上章节的讨论，我们构建了个体热舒适模型以及基于个体热舒适模型的温度设定点算法，基于此我们提出了基于个体热舒适模型的控制策略设计，将室内人员的反馈包含在控制链路中，控制框图如图 5.4 所示：

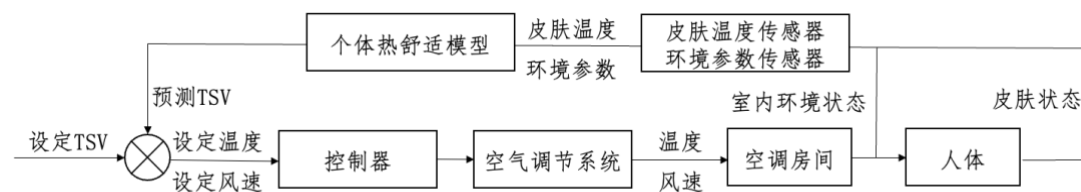


图 5.4 基于个体热舒适模型的控制方式

从图 5.4 中可以看出，空调送风使得空调房间达到一定的温度、湿度和风速条件，在该环境下人体与环境进行热交互，通过红外摄像机拍摄人体面部红外图像从而提取人体皮肤温度，结合其他参数输入个体热舒适模型中，对人员的热舒适状态进行预测，根据输出的热舒适状态和温度设定算法对空调进行相应的调控，从而使得人员达到舒适状态。在该控制策略下，人体当下的热舒适状态被即时地反馈在空调控制系统中，可以更好地满足室内人员对环境的要求。

具体的控制流程图如图 5.5 所示。崔惟霖等^[89]的研究指出，在提高温度设定点的同时提高风速可以使人体达到同样的舒适性效果，而在一些场景（例如风直吹人）下改变风速比改变温度更加直接。所以，我们对温度和风速进行同时调控，以达到更好的控制效果。温度在 22°C-28°C 之间可调，风速在 1-5 档之间可调。对于初始状态，如果该用户为新用户，则设定点为 26°C，风速为 3 档，如果为老用户，则使用其记录过的舒适的温度和风速设定值。在达到目标值后进行初次的个体热舒适模型反馈，如果初次反馈 TSV 为 -2 或 -3，则认为此时更大可能由于风对用户直吹的原因使用户感觉寒冷，所以减小风速至 1 档。如果 TSV 为 0，则用户处于舒适状态，不做调整动作。如果是其他情况，则运行 5.1 中所述的温度设定点算法，得到设定的温度。在运行温度设定点算法时可能会出现几种情况，如果输出的设定点温度未达到上下限，则直接调整设定点温度，如果设定点温度已达到上下限，无法进行调整，此时进行相应的风速调整，在 TSV 为负值时减小 1 档风速，在 TSV 为正值时增大 1 档风速，但如果风速也已经达到相应的极限值（1 档或 5 档），则不做调整。在进行相应的调整后，记录相应的 TSV、设定温度和风速档位，15min 后循环运行个体热舒适模型。如在过程中遇关机指令则关闭空调，结束控制程序。

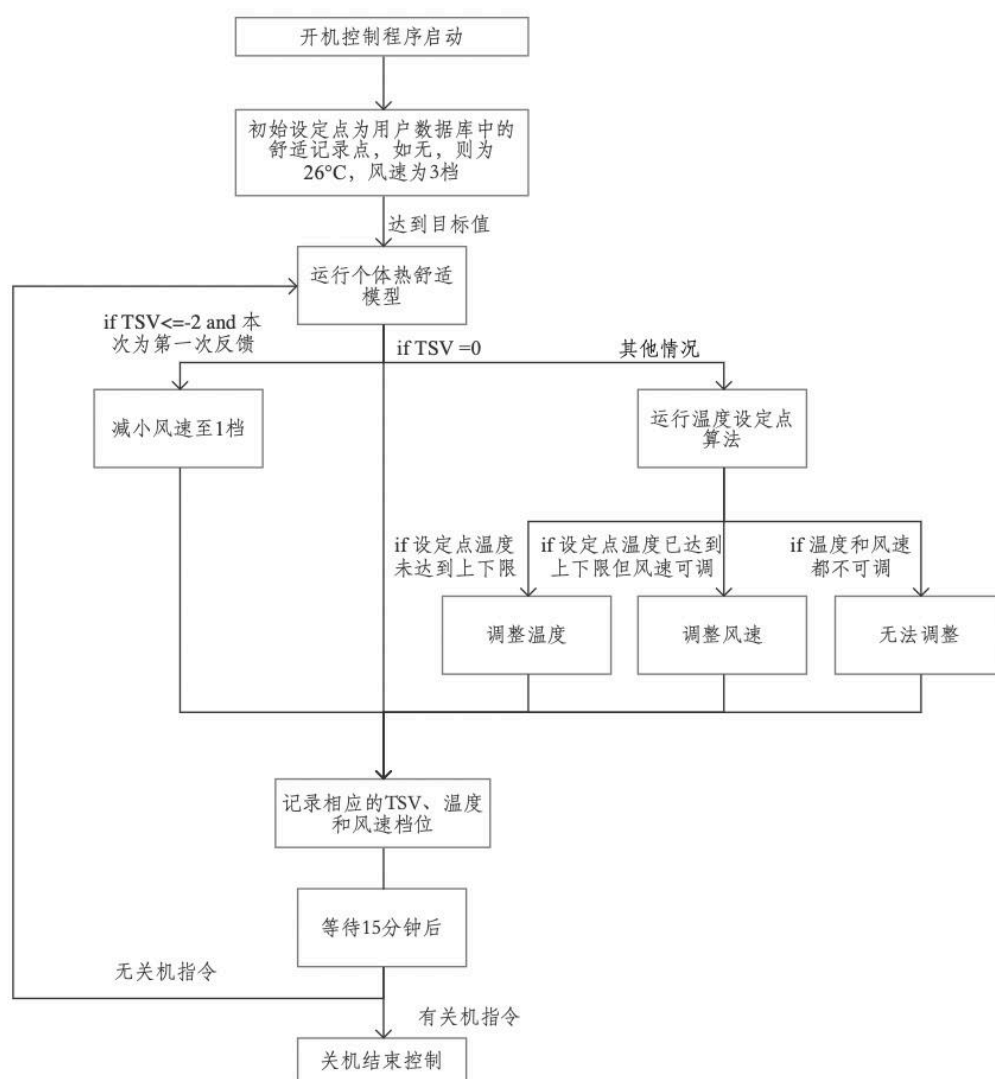


图 5.5 基于个体热舒适模型的控制流程图

5.3 智能空调系统设计

在完成了算法和控制策略上的设计后, 我们搭建了一套基于个体热舒适模型的智能空调系统, 以验证个体热舒适模型在实际应用过程中的预测和控制效果。智能空调样机的整体系统设计如图 5.6 所示, 红外设备拍摄的图片传输至上位机中的红外人脸检测模型进行相应的皮肤温度的提取, 提取好的皮肤温度将作为输入参数输入至个体热舒适模型中。另外, 由空调传感器监测的室内温湿度通过控制板通讯传输至上位机上的个体热舒适模型中。个体热舒适模型预测得到人体的 TSV 值, 并通过 5.1 和 5.2 中提到的温度设定点算法以及控制策略输

出得到空调的设定点温度以及风速值。设定点温度和风速将通过 LABVIEW 控制程序转换为空调压缩机与风机控制信号，并通过控制板通讯传输至空调系统中，实现对空调执行机构的调节。

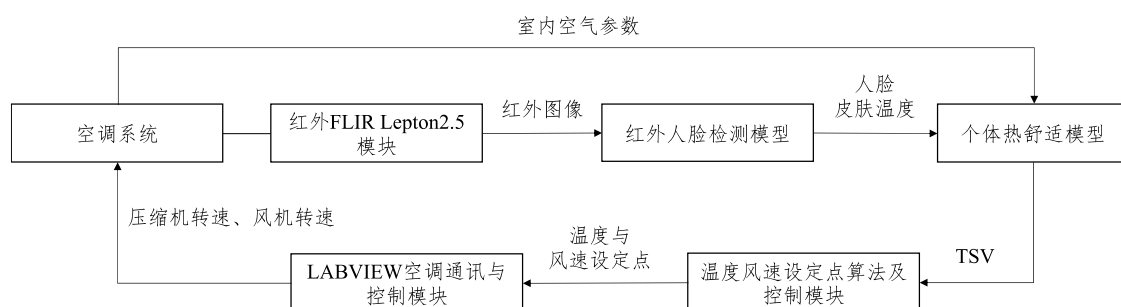


图 5.6 智能空调样机的整体系统设计

考虑到实用性，与第 2 章中选用的 FLIR E40 红外摄像机不同，我们选择使用 FLIR Lepton 2.5 红外摄像模块作为红外探测设备，其设备参数如表 5.1 所示。有以下几个原因：首先，FLIR Lepton 2.5 体积很小，如图 5.7 所示，可以装在空调内机上，实用性较强。另外，FLIR Lepton 2.5 价格便宜，是 FLIR E40 价格的 1/16，随着传感器价格的进一步下降，Lepton 模块更有可能在实际过程中得到应用。但 Lepton 2.5 红外摄像模块的分辨率较低，只有 80*60，很难应用第 3 章开发的红外人脸关键点检测模型提取人脸上的面部器官区域，只能提取全脸区域的皮肤温度。在第 4.4.3 中，我们尝试了不同输入参数对个体热舒适模型效果的影响，结果显示使用全脸皮肤温度与环境参数也能取得较好的效果，所以最终我们选择使用 Lepton 2.5 红外摄像模块作为控制实验中的探测设备。由于 Lepton 2.5 红外摄像模块在与人体距离较远时有一定的温度偏差，所以在进行实验前我们使用高分辨率摄像机 FLIR E40 对 Lepton 2.5 红外摄像模块进行了温度的标定校准。



图 5.7 红外热像仪模块 FLIR Lepton 实物图(左图为与 USB 接口的尺寸对比，右图为连接树莓派后的整体设备)

表 5.1 FLIR Lepton 2.5 规格表

技术参数	规格
分辨率	80×60 像素
热灵敏度/NETD	< 50 mK
精度	读数的±5%
价格	~¥1200

与 3.3 中相同，我们在浙江大学制冷与低温研究所的焓差实验室搭建空调控制系统。空调系统如 3.3.1 所述。Lepton 2.5 红外摄像机通过数据线将拍摄到人脸红外图片传输至焓差室外的上位机上，通过使用 python 编写的红外人脸检测程序进行人脸检测并输出人脸平均皮肤温度。室内空气温度和风速通过上位机上的 LABVIEW 空调控制程序可以获得,而 LABVIEW 中自带有 python 接口，通过 Open Python Session、Python Node、Close Python Session 三个函数实现 python 与 LABVIEW 之间的数据传输。输入 python 的数据经过个体热舒适模型以及温度设定点算法的计算后，输出的设定点温度以及风速档位通过 LABVIEW-python 通讯传输至上位机中，上位机中含有控制算法，通过模糊逻辑算法输出对应的压缩机转速从而控制室内温度，同时将设定的风速档位输出为对应的风机转速，设定压缩机转速与风机转速传输至空调系统，形成控制闭环与通讯。

5.4 智能空调系统控制实验及结果分析

在搭建好智能空调系统后，我们招募受试者进行了智能空调系统控制实验，以探究个体热舒适模型的控制效果。传统上，空调的初始温度和风速设定点往往是由 PMV 模型所得出的大部分人群的舒适值，而后由室内人员自行进行控制，我们称这种方式为室内人员自控方式。所以，我们将基于个体热舒适模型的控制和室内人员自控方式加以对比，分析基于个体热舒适模型进行控制，在室内平均温度、受试者热舒适以及空调系统能耗水平等方面的优劣势。

实验在浙江大学制冷与低温研究所的焓差实验室中进行。为了模拟室内真实的热湿负荷情况，将热湿负荷发生器开启开度至 35%。为了探究两种控制方式在室内环境或人员出现状态改变时的应对情况，我们人为模拟了几种扰动，分别是冷负荷扰动、热负荷扰动、受试者衣物情况的改变以及代谢水平情况的改变。其中，冷负荷扰动为降低室内热湿负荷发生器的开度为 10%，将温度设定值调整为 23.5℃，持续时间为 15 分钟。热负荷扰动为提高室内热湿负荷发生器的开度为 75%，将温度设定值调整为 27.5℃，持续时间为 15 分钟。受试者衣物情况的改变是令受试者减少一件衣物，模拟室内人员在室内着装较少的情况。代谢水平情况的改变则是令受试者在室内进行一定强度的运动，模拟室内人员代谢水平较高时的情况。在实验中，每隔 15 分钟收集一次受试者的反馈信息，原因是空调系统的每次温度调整大致需要 10-15 分钟，太短的反馈可能会频繁改变温度设定值，造成控制效果较差，而太长的反馈时间则有可能使得受试者较长时间处于不舒适状态中。

实验共招募了 3 位受试者。如 5.2 所述，温度在 22℃-28℃ 之间可调，风速在 1-5 档之间可调。首先，受试者在焓差室外进行准备工作，使用空调控制系统将实验室内调至 26℃，送风机档位为 3 档，随后受试者进入实验房间，5 分钟后开启反馈和控制，该阶段的调整维持 30min，以探究两种控制方式在无其他扰动状态下的控制效果。随后，依次进行冷负荷扰动、热负荷扰动、受试者衣物情况的改变以及代谢水平情况的改变的扰动，冷负荷扰动与热负荷扰动及调整阶段各维持 45 分钟，受试者衣物情况的改变以及代谢水平情况的改变的扰动各维持 30 分钟的时间。在实验中，为了定量分析比较基于个体热舒适模型的控制方式和传统自控方式的受试者舒适度和能耗水平，扰动在同一实验时间节点触发，而此时室内人员有可能未达到舒适状态。实验流程图如图 5.8 所示。

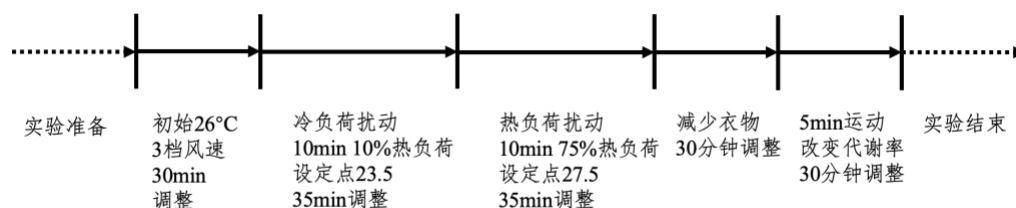
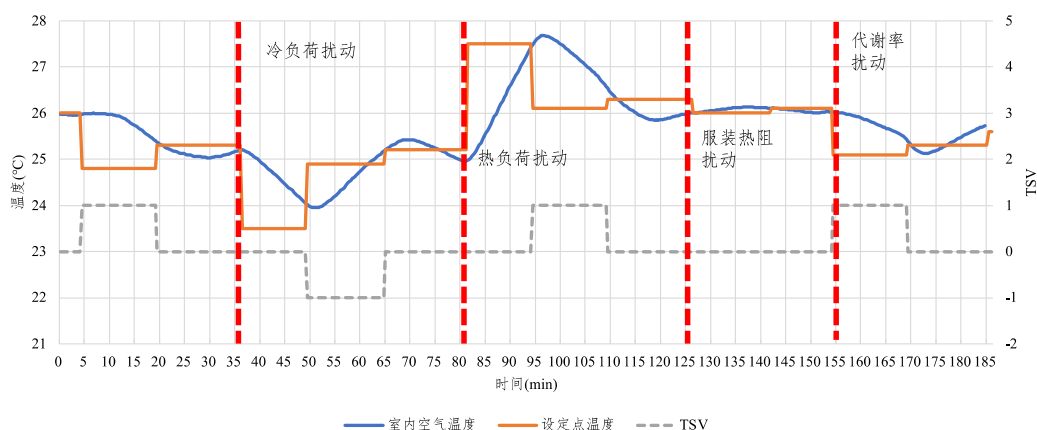
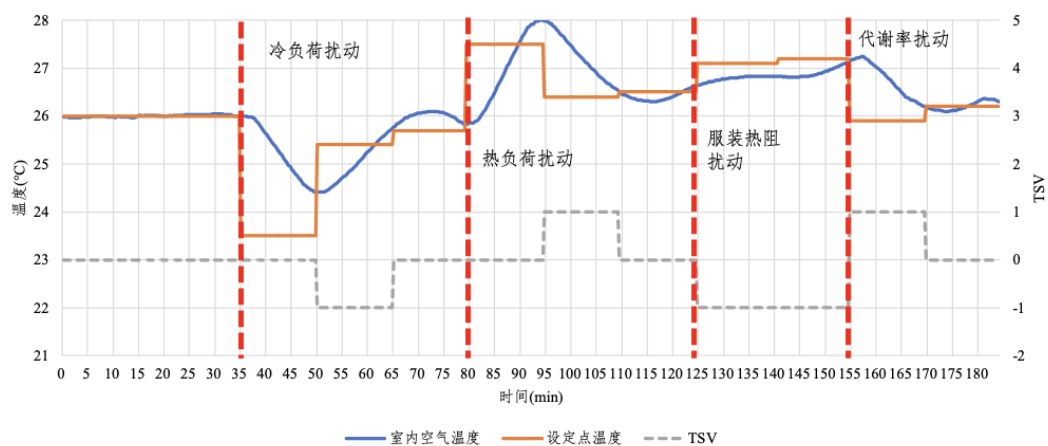


图 5.8 第一组实验流程图

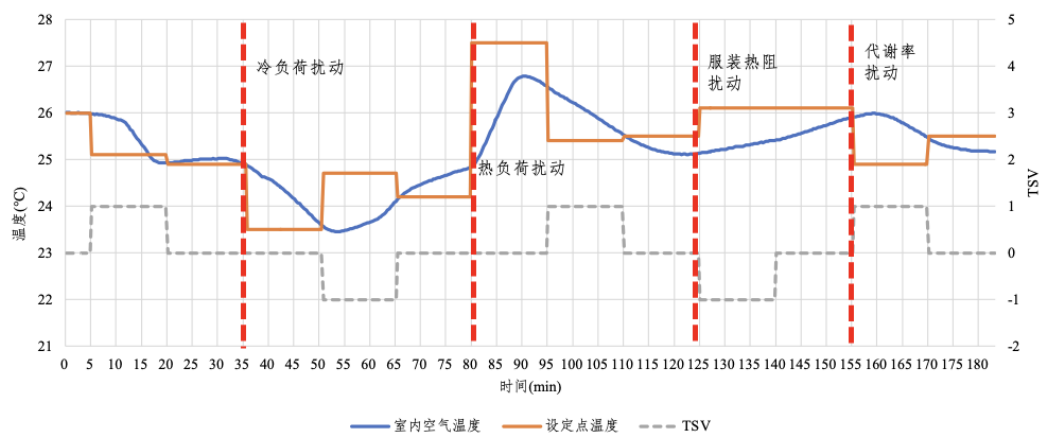
基于个体热舒适模型控制的 3 位受试者的控制结果如图 5.9 所示。结果中含有室内空气温度、设定点温度以及人体热反馈随实验进程的变化。从图中可以看出，在 35min 时进行了冷负荷扰动，在 50min 时受试者感受到环境变化并做出冷反馈，随后控制算法提高设定温度，在 60min 时受试者反馈恢复至舒适状态。在 80min 进行了热负荷扰动，在 95min 时受试者感受到环境变化并做出热反馈，随后控制算法降低设定温度，在 110min 时受试者反馈恢复至舒适状态。在第 125min 受试者着装减少，有些受试者（如受试者 3）做出冷反馈，随后控制算法提高设定温度使得受试者恢复舒适状态，在第 155min 受试者在进行一定量运动后做出热反馈，控制算法降低设定温度，随后受试者恢复舒适状态。从以上分析可以看出，个体热舒适模型能较为准确地感知出由于室内环境或人体状态导致的人体热感觉的变化，并做出相应的调节动作。另外，在发生扰动后，基于个体热舒适模型的控制反馈也能较快地控制室内环境使得室内人员重新回到舒适状态。



a) 受试者 1



b) 受试者 2

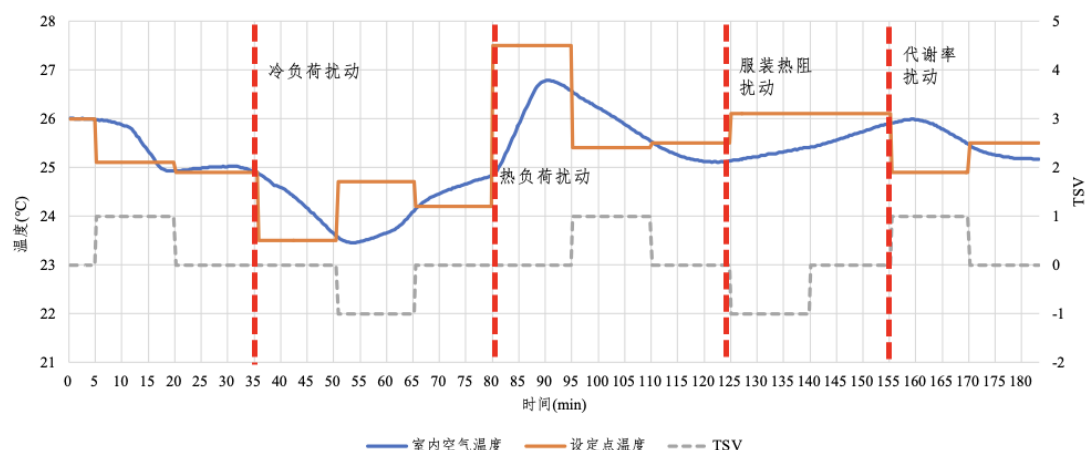


c) 受试者 3

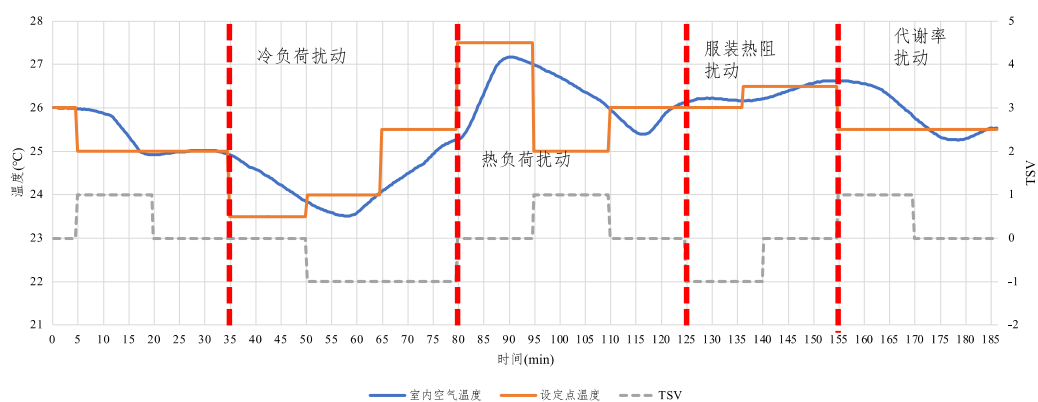
图 5.9 基于个体热舒适模型控制的 3 位受试者控制结果

以一位受试者的两种方式的控制效果为例，比较结果如图 5.10 所示。以冷负荷扰动为例展示两种控制方式的效果差异，在 35min 时进行冷扰动，在 50min 时受试者感受到了环境变化，基于个体热舒适模型的控制方式快速将设定点提高使得受试者尽快地恢复了舒适状态，而室内人员自控时则进行了多次设定值调整，使得其较长时间都处于微冷的状态。所以，使用个体热舒适模型的控制方式能更快地使人体达到舒适状态并保持在较为舒适的区间，而基于室内人员自控的方式需要频繁地干扰室内人员，且往往需要调整多次才能达到相对稳定的状态。另外，基于室内人员自控的方式含有主观因素，当发生扰动时，用户

往往会基于自己的历史经验或其他认知对空调进行调整, 可能导致调整不达预期或超调, 但基于模型往往会按照算法客观地对室内环境进行控制。最后, 基于室内人员自控的方式的初始设定值往往是基于 PMV 模型得出的固定值, 而基于个体热舒适模型的控制方式能不断记录更新该人员的舒适温度和风速, 所以其初始设定值更接近室内人员的舒适区间。



a) 基于个体热舒适模型的控制方式



b) 基于室内人员自控的控制方式

图 5.10 两种方式的控制效果比较

进一步, 我们统计比较了所有受试者在两种控制方式下的室内空气平均温度、室内人员热舒适度以及能耗水平, 如表 5.2 所示。由于 TSV 有正负值之分, 不易取平均值作为判断室内人员舒适度的依据, 所以我们将 TSV 值按 4 分制进行对应, 即 TSV 为 0 时为 4 分, 1 和 -1 为 3 分, -2 和 2 为 2 分, -3 和 3 为 1 分, 来评判室内人员的热舒适程度。能耗包含了压缩机能耗和风机能耗。

表 5.2 基于两种控制方式的结果比较

	基于热舒适模型控制方式	基于室内人员自控方式
室内平均温度 (°C)	25.6	24.7
室内人员舒适度(4 分制)	3.67	3.35
能耗 (kWh)	6.07	6.24

从表 5.2 中可以看出，在相同的环境条件下，使用个体热舒适模型的控制空调方式室内平均空气温度更高，受试者的平均舒适程度更高，在空调能耗方面三位也略优于室内人员自控方式。如前所述，这是由于基于室内人员自控的方式含有主观因素，当发生扰动时，用户往往会基于自己的历史经验或其他认知对空调进行调整，可能导致调整不达预期或超调，但基于模型往往会按照算法客观地对室内环境进行控制，使得舒适度较高。但要说明的是，在本次实验中，一些情况下受试者基于历史经验会将温度设定点设定较低，所以能耗的数据有一定的偶然性，基于个体热舒适模型是否在能耗方面优于自控方式需要进一步验证。总体上来看，基于个体热舒适模型的控制方式效果更优。

5.5 本章小结

本章基于第 4 章开发的个体热舒适模型搭建了一套智能空调系统，并对其在空调上的控制效果进行了研究和分析。首先，我们提出了基于个体热舒适模型的温度设定点算法，使得模型输出的 TSV 值可对应输出温度设定值。然后我们提出了基于个体热舒适模型的控制策略，通过改变设定点温度和风速档位使室内人员感到舒适，有效地弥补了传统控制方式中不含有人体即时状态的缺点。随后，我们介绍了智能空调系统的整体设计以及各个模块之间的通讯方式。最后，我们招募受试者进行实验，对使用个体热舒适模型的控制方式和受试者自控的方式的空调系统进行了对比。实验结果显示，使用个体热舒适模型的控制方式能较好地感知室内环境以及受试者即时状态的变化，对受试者干扰小，能更快地使得室内人员达到舒适状态。在相同的环境条件下，使用个体热舒适模型的控制空调方式受试者的平均舒适程度更高，在空调能耗方面也略优于受试

者的自控方式。

6 总结与展望

本课题开展了对非接触式个体热舒适模型的理论分析和实验研究，主要有以下创新点：

1、利用 USTC-NVIE 数据库开发了红外人脸关键点提取算法，实现非接触式地在红外图像中提取人脸各关键器官的皮肤温度。

2、针对中国人群特征招募受试者进行个体热舒适实验，采集相关实验数据并构建样本库，利用支持向量机算法构建个体热舒适模型并进行了优化。

3、基于开发的个体热舒适模型搭建一套智能空调系统，并对其在空调上的控制效果进行了研究和分析，实现控制闭环。

围绕以上创新点，有以下研究内容：

1、针对 USTC-NVIE 数据库中的图像进行了相应的数据预处理，并利用高分辨率特征学习网络（HRNet）对数据库进行深度学习数据训练。利用含有人脸属性权重的损失函数对训练效果进行优化，并使用关键点识别常见的几个评价指标对开发的算法进行了结果评价，与其他模型相比我们开发的红外人脸关键点提取算法取得了较大准确度的提升，为后续的皮肤温度提取提供了有效地数据保障。

2、进行个体热舒适实验，采集针对中国人群特征的个体热舒适模型相关数据。分析影响人体热舒适的相关参数，从实用性和重要性的角度出发，选取了实验采集参数。招募不同性别和体型的受试者，在焓差实验室中进行个体热舒适实验，采集受试者的生理参数、实验中的环境参数以及受试者的热舒适反馈情况，建立了适用于中国人群特征的热舒适样本库，为后续建立针对我国人群的个体热舒适模型提供数据支撑。随后，基于个体热舒适实验数据，进行假设检验和相关性分析，利用支持向量机算法构建了个体热舒适模型并进行了优化。对实验环境参数数据、受试者的问卷反馈数据和皮肤温度进行了统计分析，发现脸部不同器官之间的皮肤温度有一定的差异性，在人体感觉比较冷的时候，人体脸部不同部位之间的皮肤温度相差很大，但在人体感觉比较热的时候，人体脸部不同部位之间的皮肤温度差别明显减小，且变化不大。利用相关性分析

定量描述了各个影响因素与热舒适反馈的关系,结果显示皮肤温度与 TSV 有较强的相关关系,与 TCV 则无很强的相关关系。对不同性别和 BMI 指数的个体分组进行热舒适差异分析,发现了不同性别和 BMI 等级之间的热偏好有所不同。基于实验数据特征,选择使用支持向量机算法对个体热舒适模型进行构建,并对算法中的参数加以优化。从数据采集的难易性和实用性角度出发,我们分析了不同输入参数对模型效果的影响,发现关键部位皮肤温度+环境参数+个体参数的输入参数效果最优,可以达到 86% 的准确率。但当采集条件有所限制时,全脸皮肤温度+环境参数的组合也能取得较高的准确率。

3、提出基于个体热舒适模型的温度设定点算法和控制策略,使得模型输出的 TSV 值可对应输出温度设定值,并通过改变设定点温度和风速档位使室内人员感到舒适,有效地弥补了传统控制方式中不含有人体即时状态的缺点。搭建了一套智能空调系统,招募受试者进行实验,对使用个体热舒适模型的控制方式和受试者自控的方式的空调系统进行了对比。实验结果显示,使用个体热舒适模型的控制方式能较好地感知室内环境以及受试者即时状态的变化,对受试者干扰小,能更快地使得室内人员达到舒适状态。在相同的环境条件下,使用个体热舒适模型的控制空调方式受试者的平均舒适程度更高,在空调能耗方面也略优于受试者的自控方式。

在现有研究基础上,未来的研究工作主要有两个研究方向:

1、采集更多样化的输入参数,提高个体热舒适模型的准确性。除了目前我们研究中采集的参数之外,影响人体热舒适的参数还有很多,例如心率、脉搏、血氧饱和度等,随着传感器的迅猛发展以及价格的降低,采集更多样的输入参数必将更准确地预测人体的即时舒适状态。

2、多人同处一个空间时的热舒适模型研究。现有研究主要针对单人构建了个体热舒适模型并进行了分析工作。但当有多人同处在同一空间时,个体之间的热舒适需求可能会出现矛盾与冲突,如何平衡每个人的热舒适感觉并提供合适的环境条件是至关重要的。

参考文献

- [1] A W J , B F J . Comparative assessment of HVAC control strategies using personal thermal comfort and sensitivity models[J]. Building and Environment, 2019, 158:104-119.
- [2] Karmann C, Schiavon S, Arens E. Percentage of commercial buildings showing at least 80% occupant satisfied with their thermal comfort[C]. proceedings of the windsor conference, 2018: 1-7
- [3] Fanger, P. O . Thermal comfort: analysis and applications in environmental engineering[J]. Thermal Comfort Analysis & Applications in Environmental Engineering, 1972.
- [4] ISO 7730(2005): Ergonomics of the Thermal Environment – Analytical Determination and Interpretation of Thermal Comfort Using Calculation of the PMV and PPD Indices and Local Thermal Comfort Criteria.2005.
- [5] Engineers A C . ANSI/ASHRAE Standard 55-2004: Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy. 2004.
- [6] Kim J , Schiavon S , Brager G . Personal comfort models – A new paradigm in thermal comfort for occupant-centric environmental control[J]. Building & Environment, 2018, 132.
- [7] Dedear R J , Brager G S . Developing an adaptive model of thermal comfort and preference[J]. Ashrae Transactions, 1998.
- [8] Nicol J F , Humphreys M A . Adaptive thermal comfort and sustainable thermal standards for buildings[J]. Energy & Buildings, 2002, 34(6):563-572.
- [9] Kim J , Zhou Y , Schiavon S , et al. Personal comfort models: Predicting individuals' thermal preference using occupant heating and cooling behavior and machine learning[J]. Building and Environment, 2017, 129:96–106.
- [10] Li D , Menassa C C , Kamat V R . Personalized human comfort in indoor building environments under diverse conditioning modes[J]. Building and Environment, 2017, 126:304-317.
- [11] Angel, Garcia-Concepcion, Miguel, et al. Classification of factors influencing the use of infrared thermography in humans: A review[J]. Infrared physics and technology, 2015, 71:28-55.

- [12]Choi J H , Yeom D . Development of the data-driven thermal satisfaction prediction model as a function of human physiological responses in a built environment[J]. Building & Environment, 2019, 150(MAR.):206-218.
- [13]Ghahramani A , Castro G , Becerik-Gerber B , et al. Infrared thermography of human face for monitoring thermoregulation performance and estimating personal thermal comfort[J]. Building and Environment, 2016, 109(nov.):1-11.
- [14]A W J , B F J . Comparative assessment of HVAC control strategies using personal thermal comfort and sensitivity models[J]. Building and Environment, 2019, 158:104-119.
- [15]Liu S , Schiavon S , Das H P , et al. Personal thermal comfort models with wearable sensors[J]. Building and Environment, 2019, 162(Sep.):106281.1-106281.17.
- [16]Soo S , Myung K , Kwang J , et al. Estimation of Thermal Sensation Based on Wrist Skin Temperatures[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2016, 16(4).
- [17]Li W , Zhang J , Zhao T , et al. Experimental research of online monitoring and evaluation method of human thermal sensation in different active states based on wristband device[J]. Energy & Buildings, 2018, 173(AUG.):613-622.
- [18]Li D , Menassa C C , Kamat V R . Robust non-intrusive interpretation of occupant thermal comfort in built environments with low-cost networked thermal cameras[J]. Applied Energy, 2019, 251:113336-.
- [19]Cosma A C , Simha R . Using the contrast within a single face heat map to assess personal thermal comfort[J]. Building and Environment, 2019, 160(AUG.):106163.
- [20]Cheng X , Yang B , Olofsson T , et al. A pilot study of online non-invasive measuring technology based on video magnification to determine skin temperature[J]. Building and Environment, 2017, 121:1-10.
- [21]Yang B , Li X , Hou Y , et al. Non-invasive (non-contact) measurements of human thermal physiology signals and thermal comfort/discomfort poses -A review[J]. Energy and Buildings, 2020, 224:110261.
- [22]Boris P , Giovanni P , Francesca C , et al. Real-Time Monitoring of Occupants' Thermal Comfort through Infrared Imaging: A Preliminary Study[J]. Buildings, 2017, 7(1):10.
- [23]Salehi B , Ghanbaran A H , Maerefat M . Intelligent models to predict the indoor

- thermal sensation and thermal demand in steady state based on occupants' skin temperature[J]. Building and Environment, 2020, 169(Feb.):106579.1-106579.13.
- [24] Da L , Menassa C C , Kamat V R . Non-Intrusive Interpretation of Human Thermal Comfort through Analysis of Facial Infrared Thermography[J]. Energy and Buildings, 2018, 176:246-261.
- [25] Ghahramani, Ali, Castro, et al. Towards unsupervised learning of thermal comfort using infrared thermography[J]. Applied Energy, 2018.
- [26] Dai C , Zhang H , Arens E , et al. Machine learning approaches to predict thermal demands using skin temperatures: Steady-state conditions[J]. Building & Environment, 2017, 114(MAR.):1-10.
- [27] 王远飞, 沈愈. 上海市夏季温湿效应与人体舒适度[J]. 华东师范大学学报: 自然科学版, 1998(3):7.
- [28] 高晶. 基于人体体表温度的家用空调控制系统研究[D]. 天津大学.
- [29] 曹彬, 朱颖心, 欧阳沁等. 北京地区冬季室内人体热舒适性及热适应性调查[J]. 暖通空调, 2010, 40(5):98-101.
- [30] 曹彬, 朱颖心, 欧阳沁, 等. 不同气候区住宅建筑冬季室内热环境及人体热适应性对比[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2012(04):499-503.
- [31] 王昭俊, 方修睦, 廉乐明. 哈尔滨市冬季居民热舒适现场研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2002, 34(004):500-504.
- [32] 王昭俊, 宁浩然, 任静, 吉玉辰. 严寒地区人体热适应性研究(1):住宅热环境与热适应现场研究[J]. 暖通空调, 2015, 45(11):73-79
- [33] 王昭俊, 绳晓会, 任静等. 哈尔滨地区冬季农宅热舒适现场调查[J]. 暖通空调, 2014(12):71-75.
- [34] 王伟, 罗会龙, 高亚锋, 等. 昆明地区夏季居住建筑室内热环境测试及热舒适调查[J]. 暖通空调, 2011, 41(006):93-95.
- [35] 陈玉洁. 供暖模式影响下居住建筑室内热环境与人体热舒适研究[D]. 西安建筑科技大学, 2020.
- [36] 端木琳, 孙星维, 李祥立, 等. 中国各地区人体热舒适与室内热环境参数的关系[J]. 建筑科学, 2017.
- [37] Li W , Zhang J , Zhao T . Indoor thermal environment optimal control for thermal

- comfort and energy saving based on online monitoring of thermal sensation[J]. Energy and Buildings, 2019, 197.
- [38] Ngarambe J , Yun G Y , Santamouris M . The use of artificial intelligence (AI) methods in the prediction of thermal comfort in buildings: energy implications of AI-based thermal comfort controls[J]. Energy and Buildings, 2020, 211(1):109807.
- [39] Park, June, Young, et al. Comprehensive analysis of the relationship between thermal comfort and building control research - A data-driven literature review[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2018.
- [40] Zhang S , Cheng Y , Fang Z , et al. Optimization of room air temperature in stratum-ventilated rooms for both thermal comfort and energy saving[J]. Applied Energy, 2017, 204:420-431.
- [41] 晋欣桥, 夏清, 周兴禧. 采用室内热舒适性控制的变风量空调系统节能控制研究[J]. 节能, 2000(5):5.
- [42] Purdon S , Kusy B , Jurdak R , et al. Model-free HVAC control using occupant feedback[C]// IEEE Conference on Local Computer Networks Workshops. IEEE, 2013.
- [43] Murakami Y , Terano M , Mizutani K , et al. Field experiments on energy consumption and thermal comfort in the office environment controlled by occupants' requirements from PC terminal[J]. Building & Environment, 2007, 42(12):4022-4027.
- [44] Jazizadeh F , Ghahramani A , Becerik-Gerber B , et al. User-led decentralized thermal comfort driven HVAC operations for improved efficiency in office buildings[J]. Energy & Buildings, 2014, 70(feb.):398-410.
- [45] Jung W , Jazizadeh F . Multi-occupancy Indoor Thermal Condition Optimization in Consideration of Thermal Sensitivity[M]// Advanced Computing Strategies for Engineering. Springer, Cham, 2018.
- [46] Erickson V L , Cerpa A E . Thermovote: participatory sensing for efficient building HVAC conditioning[C]// Acm Workshop on Em
- [47] Wang, Nannan, Gao, et al. Facial feature point detection: A comprehensive survey[J]. Neurocomputing, 2018.
- [48] Zhou E, Fan H, Cao Z, et al. Extensive Facial Landmark Localization with Coarse-to-Fine Convolutional Network Cascade[C]// IEEE International Conference on

- Computer Vision Workshops. IEEE, 2014:386-391.
- [49] Wu Y, Hassner T. Facial Landmark Detection with Tweaked Convolutional Neural Networks[J]. Computer Science, 2015.
- [50] Zhang K, Zhang Z, Li Z, et al. Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10):1499-1503.
- [51] Kowalski M, Naruniec J, Trzcinski T. Deep Alignment Network: A Convolutional Neural Network for Robust Face Alignment[J]. 2017:2034-2043.
- [52] M. Kopaczka, K. Acar, and D. Merhof. Robust facial landmark detection and face tracking in thermal infrared images using active appearance models. In VISIGRAPP (4: VISAPP), pages 150–158, 2016.
- [53] Chu W T , Liu Y H . Thermal Facial Landmark Detection by Deep Multi-Task Learning[C]// 2019 IEEE 21st International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP). IEEE, 2019.
- [54] Keong J , Dong X , Jin Z , et al. Multi-spectral Facial Landmark Detection[J]. 2020.
- [55] 徐象国, 尹志鑫. 使用高分辨率网络在热红外图像上提取人脸关键区域温度[J]. 家电科技, 2020(6):7.
- [56] Sun K , Xiao B , Liu D , et al. Deep High-Resolution Representation Learning for Human Pose Estimation[J]. arXiv e-prints, 2019.
- [57] Wang, S.Liu, Z.Lv, S.Lv, Y.Wu, G.Peng, P.Chen, F.Wang, X. A Natural Visible and Infrared Facial Expression Database for Expression Recognition and Emotion Inference[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2010, 12(7):682-691.
- [58] Wang S , Liu Z , Wang Z , et al. Analyses of a Multimodal Spontaneous Facial Expression Database[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2013, 4(1):34-46.
- [59] 袁浩期, 李扬, 王俊影, et al. 基于红外热像的行人面部温度高精度检测技术[J]. 红外技术, 2019, 41(12).
- [60] OpenCV 4.4. Camera Calibration and 3D Reconstruction. [2021-11-24]. https://docs.opencv.org/4.4.0/d9/d0c/group__calib3d.html#ga4abc2ece9fab9398f2e560d53c8c9780
- [61] Newell A , Yang K , Deng J . Stacked Hourglass Networks for Human Pose Estimation[J]. 2016.

- [62]Ronneberger O , Fischer P , Brox T . U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[J]. 2015.
- [63]Wang J , Sun K , Cheng T , et al. Deep High-Resolution Representation Learning for Visual Recognition[J]. 2019.
- [64]Zhang K , Zhang Z , Li Z , et al. Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10):1499-1503.
- [65]pandas 1.1.2. [2021-11-24]. <https://pandas.pydata.org/>
- [66]Chen Y , Shen C , Wei X S , et al. Adversarial PoseNet: A Structure-aware Convolutional Network for Human Pose Estimation[J]. 2017.、
- [67]Kingma B R , Frijns A J , Schellen L , et al. Beyond the classic thermoneutral zone[J]. Temperature Multidisciplinary Biomedical Journal, 2014, 1(2):142-149.
- [68]Charkoudian, Nisha. Skin blood flow in adult human thermoregulation: how it works, when it does not, and why.[J]. Mayo Clinic Proceedings, 2003, 78(5):603-612.
- [69]Rowell L B . Cardiovascular Adjustments to Thermal Stress[M]. John Wiley & Sons, Inc. 2011:967-1023.
- [70]徐小林, 李百战, 罗明智. 室内热湿环境对人体舒适性的影响分析[J]. 制冷与空调 (四川) , 2004, 18(4):4.
- [71]GB/T 50785-2012,民用建筑室内热湿环境评价标准[S].
- [72]周卫方. 基于人体舒适度的空调房间控制系统设计[D]. 湖南大学, 2018.
- [73]田元媛, 许为全. 热湿环境下人体热反应的实验研究[J]. 暖通空调, 2003, 033(004):27-30.
- [74]Arens, E. Thermal and Moisture Transport in Fibrous Materials || The skin's role in human thermoregulation and comfort[J]. 2006:560-602.
- [75]汪明月. 基于个体差异的热舒适多元生理评价模型的构建[D]. 安徽建筑大学.
- [76]Xie J , Li H , Li C , et al. Review on occupant-centric thermal comfort sensing, predicting, and controlling[J]. Energy and Buildings, 2020, 226:110392.
- [77]钟子文. 直膨式空调新型模糊逻辑控制算法研究[D]. 浙江大学.
- [78]FLIR. [2021-11-24]. <https://www.flir.cn/support/products/e40/#Overview>
- [79]Zhou X, Ouyang Q, Lin G, et al. Impact of dynamic airflow on human thermal

- response.[J].Indoor Air, 2006, 16(5): 348-355.
- [80] 部门中华人民共和国住房和城乡建设部. 公共建筑节能设计标准[M]. 中国建筑工业出版社, 2015.
- [81] Vellei M , Dear R D , Inard C , et al. Dynamic thermal perception: A review and agenda for future experimental research[J]. Building and Environment, 2021, 205:108269.
- [82] 张文彤, 邝春伟. SPSS统计分析基础教程[M]. 高等教育出版社, 2011.
- [83] Karjalainen S . Gender differences in thermal comfort and use of thermostats in everyday thermal environments[J]. Building & Environment, 2007, 42(4):1594-1603.
- [84] Choi J H , Aziz A , Loftness V . Investigation on the impacts of different genders and ages on satisfaction with thermal environments in office buildings[J]. Building and Environment, 2010, 45(6):1529-1535.
- [85] Charles K E . Fanger's Thermal Comfort and Draught Models. 2003.
- [86] Deurenberg P , Weststrate J A , Seidell J C . Body mass index as a measure of body fatness: age- and sex-specific prediction formulas[J]. British Journal of Nutrition, 1991, 65(2):105-114.
- [87] Xiang Z , Ling X , Zhang J , et al. Data-driven thermal comfort model via support vector machine algorithms: Insights from ASHRAE RP-884 database[J]. Energy and Buildings, 2020, 211.
- [88] 周志华. 机器学习[M]. 清华大学出版社, 2016:121-139.
- [89] 崔惟霖, 欧阳沁, 余娟,等. 相同热感觉条件下不同环境温度与风速组合对人体舒适性及工作效率的影响[J]. 暖通空调, 2013(7):5.

硕士期间所取得的研究成果

期刊论文

[1]徐象国,尹志鑫.使用高分辨率网络在热红外图像上提取人脸关键区域温度[J].
家电科技.