



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

(专业学位)

数据中心热工环境指标和热点预测控制

姓名：张量

学号：1232943

所在院系：机械与能源工程学院

职业类型：工程

专业领域：动力工程

指导教师：许鹏 教授

二〇一五年三月



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to
Tongji University in conformity with the requirements for
the degree of Master of Philosophy

**Thermal Metrics, Hot Spot Prediction and
Control in Data Center**

Candidate: Liang Zhang

Student Number: 1232943

School/Department: School of Mechanical Engineering

Discipline: Engineering

Major: Power Engineering

Supervisor: Prof. Peng Xu

March, 2015

数据中心热工环境指标和热点预测控制

张量

同济大学

学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年 月 日

同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日

摘要

数据中心热源分布不规律、气流组织复杂、空间温度分布不均匀，局部热点问题普遍存在。从安全和节能角度出发，在新建或改造中必须考虑数据中心的热工环境。科学评价数据中心热工环境在机房运行、设计和改造过程中有非常重要的指导作用。

传统的数据中心空调系统以全局温度作为控制的依据，这种方式无法兼顾所有设备的安全运行，以至于机房管理人员出于安全的考虑设置过低的送风温度。显然这种控制模式会造成数据中心内温度过低、能源浪费的情况。如果能准确监测数据中心的热点情况，并根据热点温度控制送风温度，将会在保证安全的前提下节约空调能耗。通过大量传感器进行温度监测控制有供电方式的限制和大量使用传感器的高成本的限制。若仅用 CFD 来精确计算温度场有耗时长的缺点，不能满足模拟结果的实时调用。

本文一方面归纳总结了重要的数据中心热工环境指标，根据指标的特点提出把指标分为温度相关、气流组织相关和能耗相关指标，并提出了 RCI-RTI-SHI 热工环境综合评价标准。在实测机房的案例中，运用此标准评价数据中心的热工环境，并且结合 CFD 模拟评价了若干优化方案对热工环境改善的效果，以确定此数据中心节能改造方案。本文提出了 RCI-RTI-SHI 数据中心热工环境综合评价标准并用实际案例验证了指标的合理性，为今后的使用推广提供了理论和实践的验证；此指标充分考虑了数据中心运行和环境的特性，为数据中心热工环境评价提出了科学的依据，即在注重设备安全的前提下兼顾气流组织和能耗问题，含义清晰、计算便捷、适合推广。

另一方面，通过离线 CFD 模拟结合在线人工神经网络，实现 CFD 模拟结果在线实时计算机房潜在热点的温度。并在此基础上建立了数据中心送风温度优化的人工神经网络模型，可应用于数据中心进行精密空调送风温度优化，在保障 IT 设备安全运行的前提下，通过精确的温度预测来控制空调的送风温度，避免机房过冷和能源浪费。离线 CFD 模拟结合在线人工神经网络解决了对数据中心内精确温度场的模拟和实时调用。验证了 CFD 结合 ANN 用于数据中心预测和优化的适用性和精确性，也为今后数据中心 CFD-ANN 温度监测和控制提供了理论基础和实际案例分析。

关键词：数据中心热工环境指标，CFD，人工神经网络，热点预测，送风温度优化

ABSTRACT

Irregular heat source distribution, complexity of air distribution and nonuniformity of temperature field exist universally in data centers. For operation safety and energy conservation, thermal environment should be considered when designing and renovating data centers. It is essential to scientifically evaluate thermal environment to guide operation, design and renovation of data centers.

Traditional temperature control scheme of data center cooling system is based on global temperature. This control scheme is not able to give consideration to the temperature of all devices, and data center manager, for security reasons, will set excessively low temperature in order to eliminate potential hot spot, which will cause energy dissipation. Based on precisely temperature-monitored data center and well-controlled CRAC supply air temperature according hot spot detection, safety operation and energy saving effects can be both achieved in data center.

To solve above problems, the paper summarized important thermal metrics in data center, and according to their characteristics, categorized these metrics into three categories: temperature related, air distribution related, and energy related metrics. Besides, a comprehensive evaluation metric: RCI-RTI-SHI is invented. With case study, several metrics including RCI-RTI-SHI is used to evaluate the thermal environment of object data center. And use CFD simulation to decide the best renovation scheme by referring to RCI-RTI-SHI metrics. The case study proved the rationality of RCI-RTI-SHI metrics and provide theoretical and practical verification for future application of this metrics. RCI-RTI-SHI gives full consideration to characteristics and environment of data center and provide a scientific and comprehensive analysis to data center thermal environment. It gives priority to safety, but also takes air distribution and energy into consideration, which has clear physical connotation and is easy to calculate and popularize.

Offline CFD simulation and online artificial neural network realized the online application of CFD results to calculate hot spot temperature in data center. Neural network of CRAC supply air optimization is also established, to precisely control temperature to avoid overcooling and energy dissipation in the premise of IT equipment safety. Offline CFD simulation combined online ANN solves the

problem of online temperature field prediction and real-time control. Beside the theoretical analysis, a case study provide offline CFD online ANN with actual example to verify its feasibility and accuracy.

Key Words: thermal metrics in data center, CFD, artificial neural network, hot spot prediction, supply air optimization

目录

第 1 章 引言	1
1.1 课题背景	1
1.2 研究目的和主要内容	2
1.3 技术路线和结构框架	3
第 2 章 数据中心概论	4
2.1. 背景	4
2.2 数据中心概述	4
2.2.1 物理结构	5
2.2.2 数据中心环境标准	5
2.2.3 电源供应系统	6
2.2.4 制冷系统	6
2.3 数据中心气流组织	8
2.3.1 冷热通道布局	8
2.3.2 气流组织分配系统的类型	9
2.4. 数据中心数值模拟	10
2.4.1 计算流体力学 CFD 模型	11
2.4.2 建筑和能耗模拟模型	15
2.4.3 自开发模型	14
2.5 数据中心节能技术	16
2.5.1 免费供冷	16
2.5.2 冷热通道阻隔	18
2.5.3 提高 IT 设备允许温度	19
2.5.4 精确的环境监测	20
2.5.5 余热回收技术	20
第 3 章 数据中心热工环境指标	22
3.1 能耗相关指标	23
3.1.1 电能使用效率 PUE 和数据中心设施效率 DCIE	23
3.1.2 供热指数 SHI 和回热指数 RHI	23
3.1.3 空调冷量偏差百分比 δ	24

3.2. 温度相关指标	24
3.2.1 ASHRAE TC 9.9 标准	25
3.2.2 机柜冷却指数 RCI	25
3.3 气流组织相关指标	27
3.3.1 回风温度指数 RTI	27
3.3.2 β 指数	29
3.3.3 负压 NP、空气短路 BP、空气再循环 R、平衡指数 BAL	29
3.3.4 冷量捕捉参数 CI	30
3.3.5 交叉干扰系数 CIC	30
3.3.6 热影响指标 TII	31
3.4 温度-气流组织-能耗综合评价标准	31
3.5 小结	34
第 4 章 数据中心热工环境指标应用实例	36
4.1 实测数据中心概况	36
4.2 数据中心 CFD 模型的建立	38
4.2.1 CFD 边界条件设置与几何物理模型:	38
4.2.2 湍流模型和求解器设置	40
4.2.3 网格和网格无关性验证	40
4.3 实测数据校验 CFD 模型	41
4.3.1 机柜进风侧校验	42
4.3.2 机柜出风侧校验	43
4.4 改造前后数据中心热工环境指标计算	44
4.4.1 改造前数据中心指标的计算:	45
4.4.2 改造方案 1: 机柜通道加隔板	46
4.4.3 改造方案 2: 冷热通道布局并调整回风口位置	46
4.4.4 改造方案 3: 功率分配优化、开孔地板增加	47
4.5 改造方案的评价和比较	48
第 5 章 基于 CFD 和人工神经网络的数据中心热点预测和送风温度优化	51
5.1 基于 CFD 和人工神经网络应用于数据中心的背景	51
5.2 CFD 结合人工神经网络应用于工程实例的文献综述	53
5.3 BP 神经网络	54
5.3.1 BP 神经网络特点	56

5.3.2 BP 网络的学习算法.....	57
5.3.3 设计 BP 网络的方法.....	57
5.4 基于人工神经网络的数据中心热点预测.....	59
5.4.1. 本节的研究方法和步骤.....	59
5.4.2 典型数据中心模型建立.....	60
5.4.3 用于典型数据中心的热点预测的人工神经网络模型的训练集的试 算.....	63
5.4.4 人工神经网络的简化.....	64
5.4.5 人工神经网络训练集的确定.....	65
5.4.6 热点预测人工神经网络模型建立过程和步骤.....	66
5.4.7 人工神经网络精确性验证:.....	69
5.5 基于人工神经网络的送风温度优化模型.....	70
5.6 进一步讨论.....	74
第 6 章 基于人工神经网络的数据中心热点预测和温度优化实例.....	76
6.1 苏州数据中心温度预测模型.....	76
6.2 苏州数据中心送风温度优化模型.....	79
6.3 模型精确性讨论:.....	80
第 7 章 结论与展望.....	82
7.1 结论.....	82
7.2 进一步工作的方向.....	83
致谢.....	84
参考文献.....	85
附录 A 用于典型数据中心热点预测人工神经网络模型训练集的 CFD 结果.....	90
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果.....	94

第 1 章 引言

1.1 课题背景

数据中心 (Data Center) 是企业、政府等单位的数据处理中心, 是数据运算、交换和存储的中心枢纽, 承载了网络中 80% 以上的服务请求和数据存储量。

2011 年, 根据著名数据统计公司对全球网络数据中心的统计数据显示, 中国数据中心总量为 50 万左右。现有的 50 万个数据中心已占到全球总量的 12%。到 2012 年 6 月份为止, 在中国各省部署的服务器台数超过 10 万的数据中心已有数十个之多。这数十个规模巨大的数据中心建设所需的费用将达到 3000 亿人民币左右。若这些大型数据中心建成投入使用, 那在其中可安装的服务器总量将达到 1000 万台左右, 这大约是目前全国已有数据中心总量的 20 倍。另外, 云计算的爆发也为数据中心提供了强大的发展动力。2011 年, 著名咨询公司 Forrester 对全世界的云计算市场做了详尽的统计报告。根据其报告所述, 2011 年全世界的市场规模为 400 亿美元左右。并预测在随后的 10 年时间里, 云计算的市场规模将以每年超过 20% 的成长率增加。据此, 到 2020 年, 全球的云计算市场规模将超过 2400 亿美元。

数据中心拥有大量计算机设备、服务器设备、网络设备及存储设备等关键设备。为实现这些关键设备的安全稳定运行, 除了不间断电力供给之外, 还需要辅助系统 (如空调系统、照明系统及安全监控系统等) 的支持。数据中心散热设备多、散热量大、设备运行时间长及设备对环境温度有较严格的要求等特性决定了数据中心高能耗的特点。美国劳伦斯伯克利国家实验室 (BNL) 2003 年的测试研究表明, 一般的商业建筑能耗为 $50 \sim 110 \text{ W/m}^2$, 而数据中心的能耗为 $120 \sim 940 \text{ W/m}^2$ 。随着数据中心建设的蓬勃发展, 其能耗需求越来越高, 而且增长速度远高于其它领域, 运营商每年在用电成本上的花费越来越高, 以国内机房为例, 大型数据中心电力成本占日常运营成本的 50% 以上。在国外, 据 Environment Ldader 统计, 2006 年美国 IT 数据中心用电占全美总用电的 1.5%, 而 2011 年美国 IT 数据中心用电占全美用电的 2.5%。绿色和平组织预测, 若全世界的数据中心按现在的速度发展, 10 年后, 全世界数据中心的用电量将占到全美电量消耗的 50%。

因此, 数据中心在今后的发展中, 能耗问题将受到越来越多的重视。在数据中心内应用先进的节能技术、对数据中心的热工环境进行科学系统的评价、数据中心内精确的监测、模拟和控制, 是新建数据中心的重要内容, 也是既有数据中心节能改造迫在眉睫的任务。

1.2 研究目的和主要内容

数据中心的 IT 设备散热量大且功率分布不规律、气流组织复杂、空间温度分布极不均匀,局部热点问题普遍存在,这就需要在数据中心改造或者新建的过程中,通过机柜和精密空调的布局、送回风形式、地板送风布局等方式对其温度场和气流组织进行优化,缓解机房内大温差的现象,降低热点出现的概率,提高 IT 设备运行的安全性。如何判断包括气流组织、温度场等数据中心热工环境,或者说数据中心热工环境评价标准成为了科学高效设计和改造数据中心的重要指导工具。

另外、由于传统的数据中心制冷系统采用非常单一的温控方案,一般是以数据中心的全局温度值作为温控依据值,这种控制无法实时监测各个服务器机柜的温度值、无法反应数据中心内大温差的情况,所以机房管理人员处于安全方面的考虑,把安全系数调到非常高的程度,使得机房的平均温度非常低,希望通过非常低的室内平均温度来消除热点。显然,这种热环境管理模式会造成数据中心内能源效率低、能源浪费的情况。因此,如果能准确监测数据中心的温度场,实时监测各个服务器机柜的热点情况,将会为精密空调的控制和各项节能技术的应用提供有力的依据,进而节约精密空调能耗、发挥机房节能技术的效果,最终达到节能的目的。如今随着 CFD 模拟技术的快速发展,CFD 的模拟精度越来越高,也越来越多的应用于数据中心的热工环境模拟中,CFD 的优点是无需大量传感器,只需建立符合实际情况的物理模型和边界条件,就能够模拟出较为精确的温度场,且可以用于优化设计,不用改变机房实际的形态就能对优化效果进行预判。对于数据中心这类比较敏感、重要、不易发生变动的区域来说,CFD 是目前研究数据中心热环境优化的最主要的手段。但是,由于 CFD 运算迭代时间长、建模复杂、前期准备时间长,无法实现实时运行。也是阻碍了 CFD 在数据中心实时模拟和控制的应用。

针对以上两个问题,引出本文的主要内容,分为两个部分。一是总结归纳了重要的数据中心热工环境指标,并根据指标的重要性对指标进行排序和选择,提出了数据中心温度-气流组织-能耗综合评价标准。结合实测机房的案例,运用此标准评价数据中心的热工环境,并且结合了 CFD 模拟评价了若干优化方案对热工环境改善的效果,以确定数据中心节能改造方案。

二是通过离线 CFD 模拟结合在线人工神经网络的方法,实现 CFD 在线实时模拟机房关键位置的温度,预测热点。并运用人工神经网络建立数据中心送风状态优化模型,可应用于数据中心进行精密空调控制,既保障 IT 设备的安全运行,又通过精确的温度预测优化精密空调的送风温度,避免机房过冷和能源浪费。本文提出了基于 CFD 模拟的人工神经网络模型的方法,来解决数据中心的热点控制的问题。通过精确的 CFD 模拟建模,模拟不同送风温度和机柜功率的情况下,各个机柜出风侧的最高温度,由各点温度和机柜功率作为输入,送风状态作为输出,

以此建立人工神经网络模型，可以由各个机柜的温度来推算出最佳送风参数，而不是以全局温度作为空调控制的依据，使得热点刚好消除，又不至于空调送风温度过低。

1.3 技术路线和结构框架

技术路线和结构框架如图 1.1 所示：



图 1.1 技术路线和结构框架

第 2 章 数据中心概论

2.1. 背景

绝大多数企业和政府依赖数据中心来满足百万计的用户在万维网上的浏览需求[1]。对数据中心最基本也是最重要的要求是：安全连续运行、零故障零停机。由于设备故障的运行中断不仅会产生高昂的维修更换费用，更可能影响核心和重大业务的运转，导致难以预计的损失。因此，为了保证设备的安全运行，可靠的电力供给和机房冷却尤为重要。在过去的十年里，对于计算机资源的需求的增加导致数据中心服务器数量的大幅增加，随之而来的是翻倍的制冷能耗和供电能耗的增加[2]。能耗增加的主要原因是高密度 IT 设备 365 天-24 小时运行。数据中心的能耗密度大约是办公室和住宅的 100 倍。能耗的增加带来了更多的温室气体排放、为了满足用电需求增加了的现有电网的用电压力，以及为了扩张数据中心容量和建设新数据中心所增加的资金成本。根据 2006 年 USEPA 估计，在美国每年 60 亿千瓦时（占总用电量的 1.5%）用于数据中心的供电[2]。放眼全球，这个电耗相当于刚果在 2006 年的总电力消费[3]。这进一步说明了节约和管理数据中心能耗的重要性。

而且，在过去的几年里，云计算高速增长，高密度计算和互联网使用的爆炸式增长引起了社会对数据中心能耗和碳排放的广泛关注。这主要因为服务器尺寸减小，服务器的空间使用率变得更高，这对供电和制冷提出了更加严峻的挑战。由于冷量配置的不足和数据中心服务器机柜布局的不合理，以及糟糕的气流管理，都可能导致数据中心的能耗进一步提高。另外一方面导致了数据中心能耗过高的原因是：机房管理人员主要关心的是设备运行的安全性和可靠性，而不是能耗和能效。因此，大多数数据中心都是在用能最极端情况下设计的，所有的机械设备都设计过大，因而增加了初投资和运行费用，而且在数据中心实际运行过程中也为了确保 IT 设备的安全增加了不必要的能耗。发展有效高效的措施减少制冷能耗变得非常重要。

2.2 数据中心概述

根据劳伦斯伯克利实验室的定义，数据中心是：容纳能够对数据和信息进行存储、管理、处理和交换中的一种或更多操作的集中处理仪器的建筑设施

2.2.1 物理结构

数据中心构造一般分为三部分：IT 设备间、数据中心支持区域和辅助间。IT 设备间是一个环境控制区域，用于存放 IT 设备和电缆等直接进行计算通信的设备，会产生大量的热量。而且，IT 设备间对温度和湿度的变化非常敏感，所以数据中心必须在运行环境上严格控制，来确保 IT 设备工作的完整性和功能性。数据中心支持区域里一般用于放置不间断电源 UPS、制冷控制系统和配电装置 PDU。辅助间内一般有办公室、大堂和卫生间。本文主要讨论的对象是数据中心内的核心区域：IT 设备间。

2.2.2 数据中心环境标准

为实现数据中心标准化，很多国家和机构针对数据中心出台了相应的规范，目前国内外与数据中心有关的工程建设标准主要有《电子计算机机房设计规范（GB50174-2008）》[4]以及《ANSI/TIA-942 - 2005 , Telecommunications Infrastructure Standard for Data Centers（数据中心的通信基础设施标准）》[5]，它们是数据中心建设定位、功能指标、设计技术、施工工艺、验收标准等的具体技术要求与体现。其中 GB50174 是由中国工业和信息化部主编、经中国住房和城乡建设部于 2008 年 11 月 12 日批准实施的，是该规范的第二版本，第一版本由 1993 年颁布实施。该规范按重要性将数据中心分为了三类：A 类、B 类及 C 类，分别就机房选址、建筑结构、机房环境、安全管理及对供电电源质量要求等方面内容作了相应的要求。TIA-942 是国际上第一部较为全面地以数据中心为对象的技术规范标准，它为现代的机房工程建设提出了新的设计理念、系统构架与技术指标，并给出了许多的技术与系统的工程建议与指导。该规范是由美国通信工业协会（TIA）TR-42.2 委员分会制定，并由美国国家标准学会（ANSI）和美国通信工业协会（TIA）于 2005 年 4 月 12 日共同发布，是该标准的第一版本。

另外需要指出的是，美国 ASHRAE（供热制冷空气调节工程师协会）也推出了相应的数据中心标准《2008 ASHRAE Environmental Guidelines for Datacom Equipment（数据中心设备运行环境指南）》。相对于前面介绍的两种规范，ASHRAE 所涉及的面较窄，只针对数据中心运行环境参数做了相应的规定。根据数据中心内空气温湿度衡量空气冷却散热设备的数据中心热环境质量[6]。数据中心按照温湿度要求的严格程度分为 A1、A2、A3、A4、B、C 六个不同等级，每个等级对于干球温度、相对湿度、最大露点温度、最大温度变化率设定了推荐范围和允许范围。此标准是国内外比较常用的一个参考指标，也是定义热点的一个主要的指标。

除了温度和湿度，空气污染也可能导致 IT 设备故障。不同的气体污染和颗粒会导致不同类型的故障。腐蚀性气体对计算机设备的腐蚀在没有水蒸汽的情

况下，很多化学的或电化学的腐蚀很难发生，而水蒸汽是加速腐蚀的促进剂。因此机房内的相对湿度不能太高，保持在规定的范围内对计算机设备是很重要的。因此，当在有污染的情况下运行，数据中心管理者要采取污染物防治措施。ASHRAE[7]提供了数据中心颗粒和气体污染的评价标准。根据这些推荐，机房环境必须保持在 ISO14644-1 Class8 等级的范围内运行。

2.2.3 电源供应系统

数据中心的电源供应系统。如图 2.1 所示，数据中心的电源供应有以下流程：首先，外界高压电源被转换器转化为低压后与备用发电机一起连接到一个自动切换开关上，当外界电源供应被切断后该开关会启动备用发电机。主电源供应通过两条独立的媒介被输送到独立的不间断电源 UPS 中，两条电源供应线互为备用。在 UPS 中交流电先被转化为直流电再被转化为交流电，这样做的主要目的在于将电源供应与外界电源供应隔离开以获得较为稳定的电源供应。UPS 输出的电能输送到每个电源分配装置 PDU 中，通常在 PDU 中电压进一步下降（UPS 输出电压一般为 480V，而 PDU 则将电压转化为 220V）后直接输送到机柜里的电源装置 PSU 中。

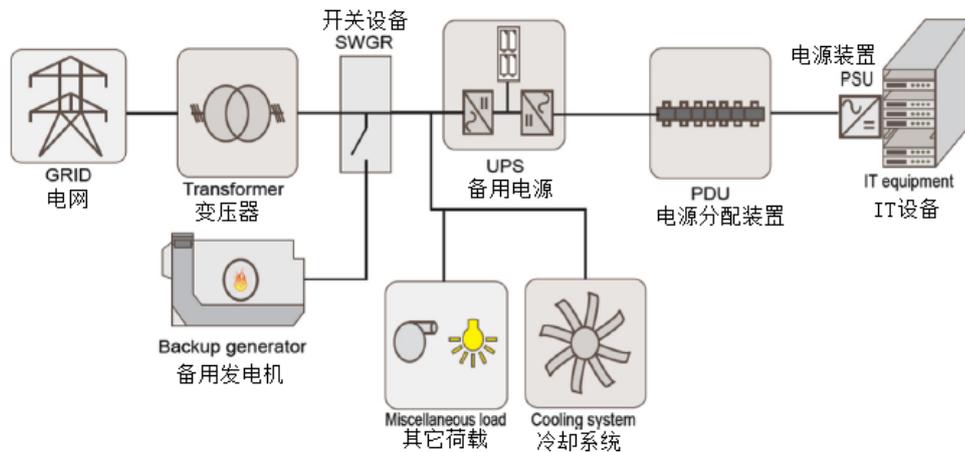


图 2.1 数据中心的电源供应系统

2.2.4 制冷系统

数据中心制冷方式可以分为两类：风冷系统和水冷系统，如 2.2 所示。风冷系统传统上用的是机房空调 CRAC 或者机房空气处理单元 CRAH 来控制数据中心的温湿度。在风冷系统中，冷却的空气通过地板送风或者通过天花板上的散流器送入 IT 设备。被加热的空气通过气流组织聚集起来送回空调。如今大多数新建的风冷数据中心都是冷热通道布局。

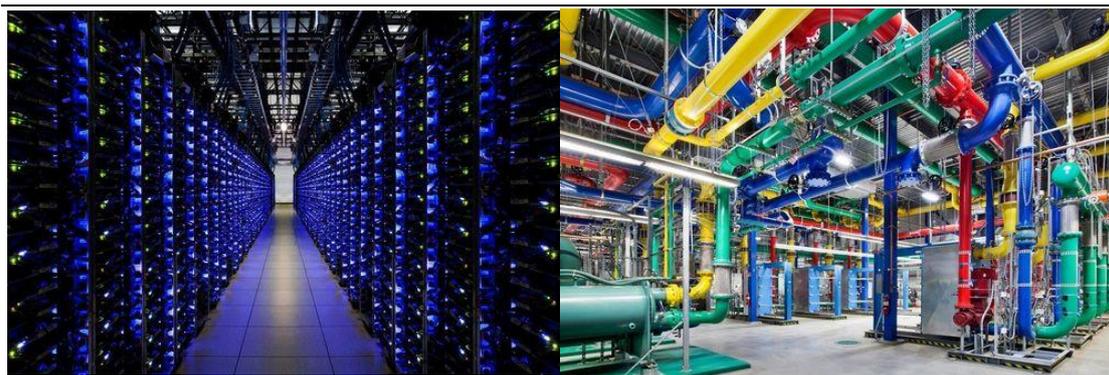


图 2.2 风冷系统和水冷系统数据中心（谷歌数据中心）

水冷系统有更高的换热效率，同时可以比风冷系统冷却散热功率更高的 IT 设备并且可以很方便进行余热回收。而且水冷系统在换热方面有一定的优势，因为有更高的换热系数，更低的噪声和更精确的温度控制。水冷系统可以通过直接放置在中央处理单元 CPU 上的换热器或者其他不与 CPU 直接接触的换热方式来换热。Marcinichen 等人[8]在实验中验证了一个混合式的与 CPU 直接接触的两相制冷循环，与传统的风冷系统相比有更好的散热性能和余热回收潜力。但是，水冷系统在电子设备中运用的一个问题就是漏水，如果把水直接和 IT 设备接触，这会导致对 IT 设备造成严重的不可挽回的损坏。为了消除这种顾虑，可以选择使用没有导电性能的液体来作为换热媒介。很多科研机构和公司，包括 IBM，都在进行有关数据中心直接水冷系统并提高液体换热效率的研究。主要有两种水冷换热方式：一种是用集成在机柜内侧的水管进行换热；另一种是用集成在 IT 设备电路板上的水管（或毛细管）进行换热，如图 2.3 所示。

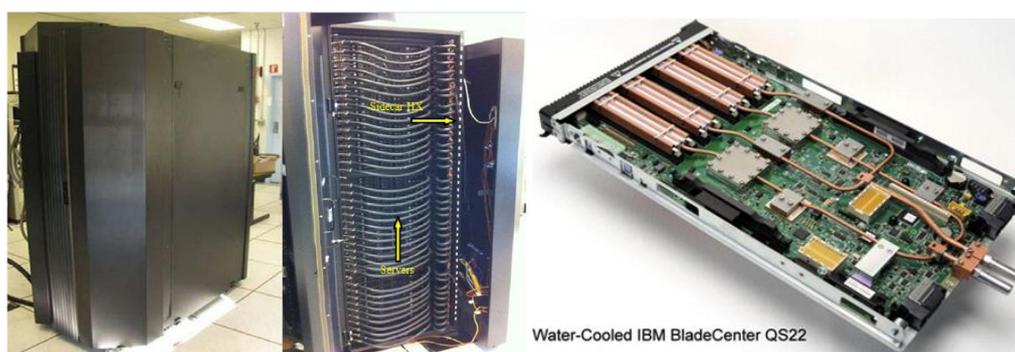


图 2.3 两种数据中心水冷换热的方式

未来的冷却系统的设计有一个发展方向，系统的选择取决于 IT 设备的功率。如果设备功率密度非常高，那么更多考虑水冷的方式，不仅仅是为了有更高的能源效率，更是为了给 IT 设备提供合适的供冷方式。本论文主要讨论的对象是使用风冷系统的数据中心。

2.3 数据中心气流组织

美国劳伦斯伯克利实验室的一项研究表明，数据中心的节能潜力 50%在改善机房气流组织中。[9]。随着数据中心 IT 设备的功率增加，数据中心冷却系统一个非常重要目标，就是把设备散热和用于设备制冷的空气分开，以防止 IT 设备过热。

由于数据中心是一个工业级的环境，设备安全是放在第一位的。一个有效的气流组织策略把热量排出显得非常重要；改进热点不平衡的情况可以减少不必要的制冷能耗。数据中心的制冷系统可以分为机房空调系统和气流组织分配系统。其中，影响制冷系统的主要因素是气流组织分配系统。气流组织分配系统的布局 and 安排区分了不同类型的数据中心制冷系统[10]。

2.3.1 冷热通道布局

目前，在数据中心的中心最为常见的是冷热通道地板下送上回的形式，如图 2.4 所示：将机柜成排放置，相邻的两排机柜进风侧相对且出风侧相对。两个机柜进风侧之间的空间被称为冷通道；出风侧之间的空间称为热通道；冷通道中有开孔地板或者散流器，所有机柜的进风侧面对冷通道。一般不会把所有机柜都放在一排，而是分几排安排若干个冷热通道。

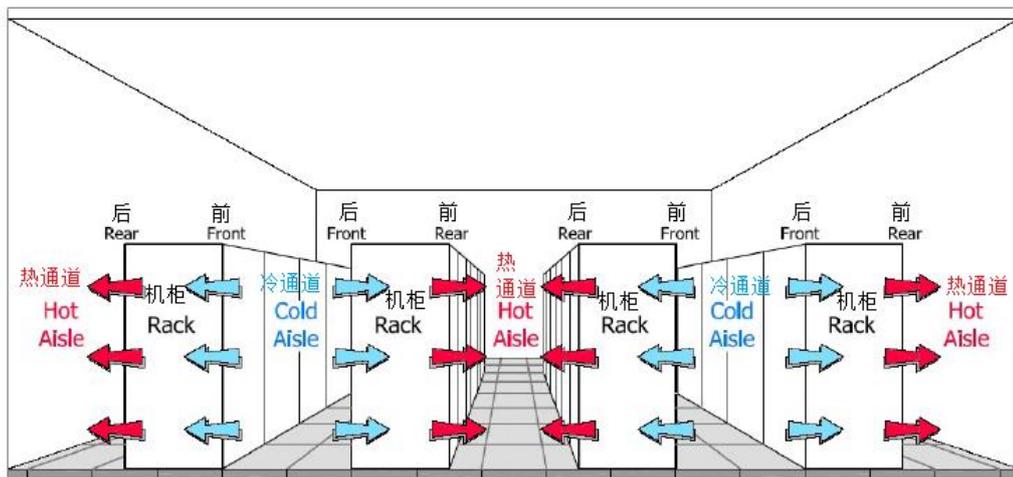


图 2.4 数据中心冷热通道布局（图片来源：ASHRAE TC 9.9）

冷热通道的尺寸也有相关的规范规定。在 GB50174-2008 电子信息系统机房设计规范中规定，面对面布置的机柜或机柜正面之间的距离不应小于 1.2m；背对背布置的机柜或机柜背面之间的距离不应小于 1m。表 2.1 是美国的和全球的冷热通道尺寸标准。

表 2.1 美国标准和全球标准的冷热通道尺寸要求

	地板尺寸	通道间距	冷通道间距	热通道间距
美国标准	610mm	4267mm	1220mm	914mm
全球标准	600mm	4200mm	1200mm	914mm

2.3.2 气流组织分配系统的类型

每个冷量分配系统都有一个供冷系统和回风系统。供冷系统从机房空调中分配冷量到热源即 IT 设备中去，回风系统把被加热后的空气送回空调机组。对于数据中心的供回风系统，Rasmussen[11]进行了一项研究，总结了三种空气在 IT 设备和机房空调之间转移的方式：无风道系统、局部风道系统和全风道系统。在无风道系统中，机房空调和热源不通过任何管道从房间中直接吸热或者放热。在局部风道系统中，送风和回风都会通过热源附近的管道来实现。在全风道系统中，送回风通过管道直接送进和送出机柜。在所有的送风系统中，本地管道送风又可以根据地板类型是高架地板还是普通地板分为地板送风和吊顶送风。三种送风方式和四种回风方式，组成了总共 12 种可能的空气分配系统。如图 2.5 所示。在这 12 种理论上可行的气流分配方式中总共有 6 种常用的气流分配方式。其中常用的气流分配方式是：下送风无风道上回风无风道无高架地板系统、上送风局部风道上回风无风道无高架地板系统、下送风局部风道上回风无风道高架地板系统、下送风无风道上回风局部风道无高架地板系统、上送风局部风道上回风局部风道无高架地板系统、下送风局部风道上回风局部风道高架地板系统。

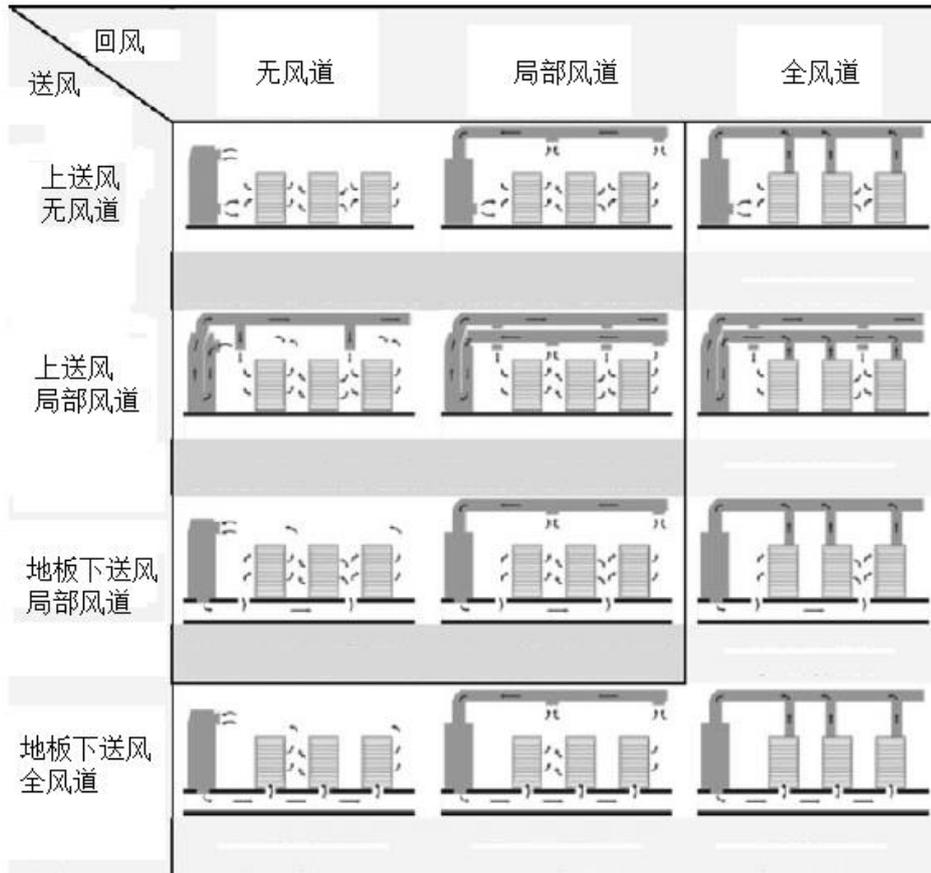


图 2.5 12 种理论可行的和 6 种常用的气流组织分配系统（图来源：[11]）

2.4. 数据中心数值模拟

高昂的建设费用迫使数据中心通过使用高功率机柜来最大化机房空间利用。这种有限空间内高功率密度的趋势对散热提出了巨大的挑战。一个标准的数据中心可以有成百上千的机柜在同时散热。随着数据中心内散热量的增加，譬如空气再循环等低效率的现象会导致热点的产生，并且对冷却系统的管理和能源效率产生巨大的影响。因此，数据中心需要高效的热环境管理策略来冷却设备和设施。数据中心冷却管理的挑战，是机房空气处理器单元 CRAH 与制冷机组、风机和送风温度优化的协调，来最小化整体冷却装置的能耗，同时也要维持空气温度合适。因此，直接运用气流组织来设计制冷系统是不够的。因此，有必要对冷却系统、空气/液体温度分布进行建模，来更好理解数据中心中的流体力学和转换过程。在这个意义上，很多研究者调研、提出了很多不同的数值模型。近年来大量的研究使用数值、实验和 CFD，来分析数据中心的热工性能。从单个组件建模到机柜和功率分布，各类建模可以分为以下几类型：(a) 高架地板静压气流建模 (b) 通过热力分析和能耗分布来模拟机柜布局 (c) 能效和热性能指标 (d) 动态数据中心：控制和生命周期分析 (e) 模型验证 (f) 数据中心制冷策略 (g) 基于编

程的优化数据中心

本文中把相关数值模拟研究粗略分为三类模型进行详细讨论：计算流体力学 CFD 模型、建筑与能耗模拟模型以及自开发模型。

2.4.1 计算流体力学 CFD 模型

在改善数据中心气流组织的研究中，最重要、最常用的方法和工具就是计算流体力学 CFD。CFD 是近代流体力学，数值数学和计算机科学结合的产物，是一门具有强大生命力的边缘科学。它以电子计算机为工具，应用各种离散化的数学方法，对流体力学的各类问题进行数值实验、计算机模拟和分析研究，以解决各种实际问题。CFD 被广泛用来分析和优化数据中心和数据处理设备内部的气流组织和温度分布。

但是，即使用 CFD 进行分析，对气流组织绝对精确的预测是很困难的，因为湍流的复杂性、几何模型的复杂性、气流通道、以及在压力通风系统中电缆和冷冻水管布局的影响对数据中心精确模拟提出了挑战。实际上，克服这个问题的主要障碍是缺少简化的和计算效率高的模型，这种模型可以抓住数据中心内复杂质能流模型的关键点，并实现逐时的冷却分析。Patel 等人是第一批使用 CFD 模型来研究下送上回高架地板数据中心内空气流动和温度分布的学者。运用了粗略的模拟：机柜简化成一个个盒子，有着均匀的流速和散热率。在他们最开始的研究中，他们建立了一个数据中心 CFD 模型，把模拟的温度和流速数据和实验作比较。如图 2.6 所示：

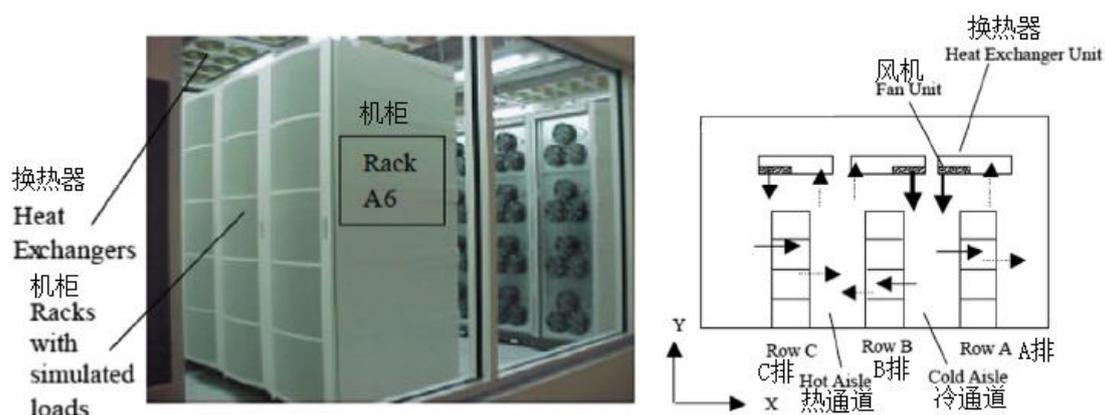


图 2.6 Patel 等人实验用数据中心和简化图（图片来源 Renewable and Sustainable Energy Reviews 42 (2015) 429 - 445）

其中，数据中心布局研究对于获得较好气流组织非常重要。包括冷热通道距离、天花板高度、以及所有会影响下送上回地板送风系统热效率和气流组织的参数。对于避免空气再循环、空气短路、和冷量浪费等现象也起到至关重要的作用。

随着 IT 设备的升级和功率分布在空间和时间上的变化,把高密度功率的机柜放置于最优的位置就显得非常重要。

有学者通过对机房空调送回风和机柜布置的排列组合来建模,以提高数据中心的效率。每个数据中心有其独特的空间分布特性和机柜布置,并设定一个标准来比较不同的数据中心内冷却策略的效率。Schmidt 等人应用 Tileflow 软件研究了不同架空地板高度和开孔率的架空地板气流组织对机柜进风温度的影响,得到以下结论:地板送风风速较低时,风量越不均匀,机柜进风侧空气温度越低;地板送风风速较高时,风量的不均匀性对机柜进风侧空气温度的影响减小;风量一定程度的不均匀(8%的不均匀度)对机柜进风侧温度有显著的降温效果,从实验的结果得到:8%的不均匀度的送风量可以使得 8KW 的机柜进侧温度降低 8℃、12KW 的机柜进侧温度降低 10℃ [12]。文献[13-14]对比,机柜布局方式对机房环境的影响,得到结论:地板送风上管道回风具有最佳的温度分布特性。证明了地板送风和冷热通道分离的优越性。根据不同的送回风形式提出优化措施。

Kang 等人运用 CFD 和 FNM(气流网络建模)研究了空调通过高架地板静压箱送风过程中的两个问题:地板的开孔尺寸和高架地板的高度。应用 FNM 设计最佳开孔地板尺寸和高架地板高度,并且用 FNM 评价现有系统的高架地板送风和气流组织的性能[15]。

文献[16]运用 CFD 模拟比较六种送回风形式的数据中心的散热效率,并实测验证。地板送风上管道回风具有最佳的温度分布特性。证明了地板送风和冷热通道分离的优越性。并根据不同的送回风形式提出优化措施。

文献[17]结合 CFD 数值模拟优化了机柜摆放位置以及气流组织方式,以便在保证通信机房的微观环境条件的前提下,提高冷空气的利用率,降低空调能耗:在此非典型的上送下回送风方式的通信机房中,应该尽量避免远离回风口一侧形成空气滞留区;机房空间应该充分利用,在没有摆放机柜的闲置空间容易形成低压区,引起冷空气聚集浪费能量;在同一排送风口的组合上,不同风量的送风口交错排列优于同风量送风口相邻排列,并且接近通道的送风口风量应相对较小。

文献[18]利用 Fluent 模拟得出两种空调气流组织形式下机房内环境情况,得出机柜下送风的气流组织方式能更有效地降低数据设备的温度;该下送风机柜内部在现有设备布置方式下距机柜出风侧距离近的部位具有更佳的换热效果。两机房的实测数据表明机柜下送风较上送风能源利用效率高出 32.7%,因而通信机房在层高满足的条件下应优先采用合理的机柜下送风。

文献[19]对不同气流组织形式下室内速度场与温度场进行了数值模拟,结果表明异侧下送上回方式能够获得较好的气流组织分布,同时能够较好地满足通信机房的理想工况,利于延长通信机房设备的使用寿命。该研究对优化通信机房的气流组织分布及通信机房节能具有参考价值。

文献[20]分析了采用空调送风和排气扇排风方式进行通风,机房内的速度场及温度场分布特点。结果表明,无论是制冷还是采暖通风的方式和送排风的位置

设置对机房空气流通和温度分布都有较大影响, 这些结果可以为选择合适的排风系统及风口的设置提供依据, 确保所用排风系统满足网络设备的工作要求。

文献[21] 研究了高热密度通信数据中心不同气流组织形式对温度场、速度场以及能耗的影响。主要的研究方法是将现场实测和 CFD 模拟相结合的方法。结论是: 下送风方式可以有效控制冷热气流的混合, 在满足温度场和速度场要求的前提下更为节能; 回风口的下拉可以防止部分冷量的短路, 同时能迅速排走余热, 能量利用率更高。

Van Gilder 和 Schmidt 建立了数据中心三维 CFD 模型, 预测了压力风道宽度、地板开孔率对于气流组织的均匀性的影响和效果。研究探索了若干不同数据中心的布局, 并用实测数据校验。Hassan 等人[22]对位于澳大利亚某大学数据中心内能耗、气流组织、温度和压力分布进行了 CFD 分析, 研究了冷却系统的效率。运用参数化技术和优化技术来确定冷却策略的最佳布局。模拟结果预测了数据中心内机柜中的高温区, 并对数据中心内冷空气的转移进行详尽的三维分析。因此, 此模型可以用于评估流量和热负荷, 以优化和设计新的或者改造既有的数据中心。随着 IT 设备能耗密度的增长, 风冷系统已经无法满足超高密度机房的冷却要求, Almoli 等人[23]开发了一种新颖的 CFD 策略, 来对水冷系统进行建模, 即水循环和机柜的直接换热, 证明了水冷系统在超高密度数据中心应用的优势和节能效果。

基于 CFD 的人工神经网络模型在数据中心的热点预测和送风温度控制是一个全新的应用领域, 涉及流体力学、计算流体动力学、智能控制、人工神经网络、遗传算法等多个领域。

人工神经网络是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型或计算模型。神经网络由大量的人工神经联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构, 是一种自适应系统。现代神经网络是一种非线性统计性数据建模工具, 常用来对输入和输出间复杂的关系进行建模, 或用来探索数据的模式。CFD 与人工神经网络模型的结合, 通过前期应用 CFD 模拟的输入和输出结果作为训练集训练人工神经网络, 并建立人工神经网络模型, 在实际运用中便可以跳过 CFD 模拟的过程, 直接把自变量输入到训练好的人工神经网络模型之中, 便可以输出与 CFD 的模拟非常近似的结果。这样便解决了 CFD 计算时间长、无法快速、实时模拟的缺点。基于 CFD 的人工神经网络模型在室内气流组织模拟的领域有以下相关的应用。

徐巍等人[78]在文献中提出, 为了改善室内办公场所的热舒适环境和减少能源消耗, 应用计算流体力学(CFD)软件建立实验室研究模型, 通过 CFD 实验模型数据训练人工神经网络, 并用神经网络模型代替 CFD 模型。建立遗传算法目标函数, 通过调整权重得到不同的优化结果。在保证精度的情况下减少遗传算法的计算量, 最终得到室内控制参数的最优解。与直接在 CFD 模型上应用遗传算法相比,

明显减少了计算量。通过修改室内空调送风口的布局和空调控制参数,使室内大部分工作人员获得满意的舒适度。实验结果表明,所选择的目标函数以及优化方法可以使室内工作环境的舒适度得到较大改善,并达到了节能的目的。

文献[77]结合了遗传算法 GA 和 CFD 仿真,用多个目标函数来预测和优化送风条件。优化室内流场形态需要系统地评价和预测送风温度和速度的影响。为了得到最佳的送风参数控制,传统的做法是模拟不同的送风温度和速度,然后模拟比较各个送风温度和速度下的温度速度场。文献[77]建立一个基于 GA 和 CFD 的耦合的模拟平台,通过训练,仅需根据室内几个关键测点的温湿度,可以得到精确的最佳送风温度和速度。论文进一步通过 PMV 来作为参数优化送风温度和速度。

基于 CFD 的人工神经网络模型已经广泛应用于各个领域的实际工程应用之中,包括室内气流组织预测评价的应用中。但从文献数量和质量上来看,涉及数据中心气流组织预测方向的论文数量非常之少,根据笔者广泛调研仅找到了两篇相关论文,除了文献[78], Song Zhihang 等人[79]用送风地板开度、送风温度、流量和地板高度作为基于 CFD 的单隐藏层遗传网络模型的输入变量,来预测 15 个机柜的出风温度,并验证了其精确性。但在此研究中,并没有考虑 IT 设备功率变化的因素,模型没有突出重点、不够简化。而且没有根据温度场反推出合适的送风温度。

总结计算流体力学 CFD 模型在数据中心的应用,可以看出 CFD 在用于研究数据中心布局、送回风模式、气流组织和温度场及其优化的问题上,有着成熟的发展和运用。CFD 已经成为改善数据中心环境研究中,最重要、最常用的方法和工具。然而 CFD 和人工神经网络结合应用于数据中心实时控制和优化领域刚刚起步,研究内容还不够深入,应用案例也相当匮乏。

2.4.2 建筑和能耗模拟模型

能耗建模用于建筑有两个主要目的:设计和优化建筑和空调系统,确定基线、以及分析潜在节能改造技术的节能潜力。Pan 等人[32]用 EnergyPlus 软件针对两个有数据中心的上海研发中心办公楼建立了能耗模拟模型。评估了相对于基准能耗,绿色设计的节能量。为了节能,使用了多种能效策略,包含了高效的围护结构、照明系统、和 HVAC 系统。通过能效建模,和基准模型相比,得到节能潜力为 21%的结论。除此之外,TRNSYS,即 Transient System Simulation Software 也是一个非常灵活的用于逐时模拟的软件。然而,针对数据中心的研究较少。其中, Kummert 等人[34]提出了一个 TRNSYS 模型,对英国某数据中心内 5MW 的冷冻水设备的制冷过程和能耗进行了分析和建模。TRNSYS 也可用于研究一些扰动的影响,比如冷水机组故障对于水温和空气温度的影响。此外,他们研究了系统

热惰性,如运用改良的建筑围护结构和蓄水池,来完善数据中心蓄热的设计。由于数据中心有相对稳定的全年电力负荷和冷负荷,因此数据中心和冷热电联产系统非常兼容。Xu 和 Qu[35]在 TRNSYS 中建立了 TRNSYS 瞬态模型用于模拟冷热电联产。模拟结果显示,冷热电联产运用在传统数据中心系统在能源、环境和经济方面的巨大优势。Chai 等人[33]建立了社区尺度的能源网络模型,并用 TRNSYS 来研究数据中心余热回收系统的节能效果。结果证明,应用数据中心余热回收提高了 12.6%能源利用总效率,余热回收结合新能源技术降低了 34.2%的碳排放量。

总体来说,能耗模拟在数据中心内的研究较少,主要是用 EnergyPlus 等能耗分析软件分析数据中心所在建筑的围护结构、照明以及 HVAC 系统的能耗模拟和优化,还有用 TRNSYS 模拟冷水机组的运行、热电联产或者余热回收的过程和能效。

2.4.3 自开发模型

自开发模型是指自行开发的、不借助于商业软件的、用于数据中心气流组织、换热分析和能耗分析的软件和模型。例如,有冷热通道的下送上回的数据中心面临着空气短路和空气再循环的问题。很多研究者用自开发模型研究空气短路和空气再循环的问题。Choo 等人[24]提出了一种自开发的模拟模型,在论文中此模型用于模拟马里兰大学的数据中心,用于研究气流组织的空气短路和空气再循环问题,并且根据模拟结果确定节能措施,来提高数据中心的能源利用效率,如:关闭部分机房空调、提高空调设定温度、冷热通道阻隔在气流组织和节能方面有非常大的效果。周等人[25]开发了一种数值模型,用于获取和分析机房空调的风扇速度和机柜的进风温度。所开发的模型通过机房热区绘图、机房空调机组负荷平衡和热点探测,用于分析冷却系统的综合改造方案。Demetriou 和 Khalifa[26-27]开发并用实验数据校验了一个简化的热力学模型,这个模型用于探索数据中心的优化策略。分析的结果强调了优化制冷设备运行的两个方面的权衡:一是较低的送风温度,二是增加的空气流量。随后,运用了模型来定量评估了使用冷通道阻隔的空调制冷系统的总能耗。他们强调了减少总能耗的重要性,着重于减少让空气在机房空调、高架地板、服务器之间换热的总能耗,而不是仅仅关心减少制冷系统的能耗。分析显示,运用优化后的冷热通道阻隔以减少空气短路和再循环,而不是使用传统的热冷通道阻隔,在制冷能耗方面有 60%的节能潜力。López 和 Hamann [28] 提出了一种简化的物理模型用于模拟数据中心热量质量转移,与实时的传感器测量数据耦合来确定需要的输入参数。案例分析的结果验证了数值模型的结果,但是还需要进一步的实验和研究来验证。Lin 等人[29]开发了一种实时的瞬时热模型来讨论在制冷断电故障之后温度升高在数据中心中的负面影响。他们提出强调了一些策略,例如把一些关键的制冷设备放在备用电源上,选择重启速度快的制冷设备并应用热存储技术来解决这个问题。还有一种已经用

于数据中心模拟的方式是使用无量纲数来模拟气流特性。Heshan 等人[30]提出了一种全尺寸的原型和半尺寸模型,运用自开发模型模拟来观察半尺寸和全尺寸模型之间的温度分布和气流速度的相似性。他们得到结论:两种尺寸的热性能的相似性在 5%以内,但是气流组织的结果相去甚远。Pelley 等人[31]研发出了一个综合的框架来解析计算数据中心的总能耗。他们收集了各种数据中心关键组件的能耗模型数据,包括 UPS、PDU、机房空气处理单元、和泵等。他们通过对若干数据中心的理论设计的案例分析验证了此模型的实用性。

现成的商业 CFD 和能耗模拟软件不能够满足分析数据中心的所有细分的需求,根据数据中心应用过程中衍生出的各种具体的需求,如只关注空气短路和空气再循环的情况、或者关注断电后数据中心环境变化等具体问题。这些问题不能够用现成的商业软件实现,所以采用了自行开发的方式来研究这些数据中心内的关键问题。随着数据中心精细化管理的发展,数据中心内的自开发模型的研究将会越来越丰富。

2.5 数据中心节能技术

研究者正不断研究各种减少数据中心运营能耗的方法,通常提高数据中心能效的措施的关注点在于用一些常用的节能技术如空气侧和水侧的免费供冷、冷热通道阻隔或者提高 IT 设备允许温度等方法,来减少制冷负荷。不仅如此,研究者还探讨了其他方式如使用变风量的送风方式来提高能源利用效率。另外一个研究课题是使用设备的冗余来配合制冷设备在部分负荷下运行,得到更加高效的负荷情况,减少损失带来的低效率的情况,增加设备的寿命。由于这些设备的复杂性,提高能源利用效率的策略可以运用在数据中心的各种设备中,而不仅仅是供冷系统。新能源运用于数据中心是一种补充的策略。部分使用新能源的数据中心可以根据这种能源的可获得量来调整工作负荷。提高能源利用效率的策略的使用大大减少了能耗,对于环境和可持续发展非常重要。

2.5.1 免费供冷

免费供冷是一种供冷设计原则,包括了很多种应用自然资源来供冷的应用。当今,运用免费供冷是最常用的提高数据中心能效的技术之一。Zhang 等人[36]综述了数据中心免费供冷策略的发展,主要关注了配置特点和性能,可以分为以下几类:

(1) 空气侧免费供冷。运用室外空气冷却数据中心:(a) 直接空气侧免费供冷。当室外空气满足要求时,新风阀及排风阀全部打开、回风阀关闭而空气处理机组关闭,数据中心实现全新风运行,如图 2.7 所示。(b) 间接空气侧免费供冷:通过空气-空气换热器来运行。

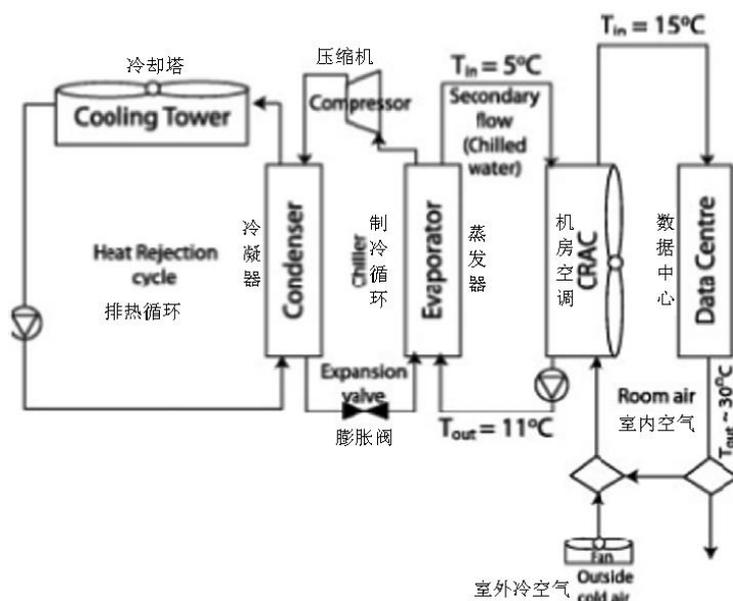


图 2.7 直接空气侧免费供冷

(2) 水侧免费供冷：当室外空气湿球温度达到一定条件时，可以关闭水冷式制冷机组，以流经冷却塔的循环冷却水直接或间接向空调系统供冷。如图 2.8 所示。(a) 直接供冷系统：通过简单的旁通管路将冷却水和冷冻水环路连通，在外界条件满足的情况下可以直接将冷却水通过冷冻水管道送到末端设备中。(b) 间接供冷系统。水侧节能器间接供冷系统在原系统中增设了一个热交换器与制冷机组并联，冷却水通过板式换热器与封闭的冷冻水循环进行热交换，冷却水循环与冷冻水循环保持相互之间的独立性，并不直接接触，从而避免了冷冻水管路被污染、腐蚀和堵塞问题。

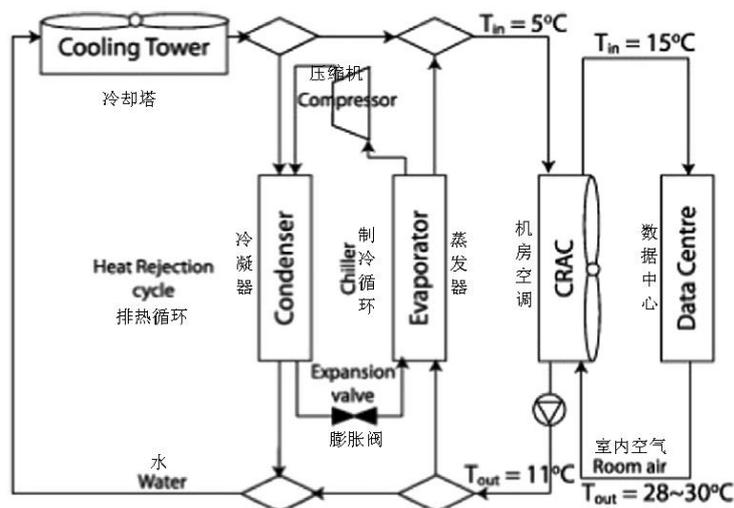


图 2.8 直接水侧免费供冷

Siriwadrana 等人[37]调研了澳大利亚气候区引入室外空气作为数据中心合适的送风空气来制冷。他们的研究方法是基于分析过去 12 年整个澳大利亚的逐时温度和湿度数据，来确定使用空气侧免费供冷的潜力。他们得出结论：在某些地区使用空气侧免费供冷有相当大的节能潜力。之后，Lee 和 Chen [38]运用动态建筑能耗模拟软件 eQuest 研究了空气侧免费供冷在全球的各种气候带下的数据中心的节能潜力。结果显示，直接空气侧免费供冷在潮湿地区有相当大的节能潜力。在另一方面，在相对干燥的气候条件下，需要大量加湿来配合空气侧免费供冷的使用，因此耗水量也应该作为考虑的方面之一。

众所周知，运用直接空气侧免费供冷有损坏 IT 设备的风险，这是由于微粒子污染会进入数据中心。在这个领域，Dai 等人[39-41]研究了不同的策略来为 IT 设备和通讯设备消除使用免费供冷的风险。但是，尽管 Shehabi 等人[42, 43]表示运用合适的过滤装置，可以使得 ASHRAE[7]建议的微粒子污染浓度在控制范围内，并且能够实现很大的节能潜力，但是整个行业目前由于潜在污染危险，避免使用免费供冷策略来冷却 IT 设备。

为了追求绿色工程并且减少能耗，一些数据中心的正在使用海水和地热能来冷却 IT 设备。Interxion 的 1600 平米的位于斯德哥尔摩的数据中心在运用海水冷却系统后可以节能 80%[44]。而且，他们再利用海水的余热来为当地的办公楼和住宅供热。因此，数据中心的 PUE 降低到 1.09。类似的，位于爱荷华州的美国大学内的 370 m²的数据中心，以及内布拉斯加的 PrairieBunkers 数据中心[45]运用地热孔来借助地下较低的温度来冷却服务器。

2.5.2 冷热通道阻隔

为了使数据中心的能源利用效率更高，并降低业主的用电费用，数据中心研究者和管理人员越来越多地应用冷热通道阻隔。目前，冷热通道阻隔是在实际数据中心中最常用和最具节能效果的优化策略。运用冷热通道阻隔的目标是把冷源与热空气分隔开来，防止低温的送风与排出的热风混合。因此，可以提高送风温度，并且提高回风温度。在这种冷热通道阻隔的布局下，冷空气一般出现在地板送风，并直接送入服务器等 IT 设备来换热，如图 2.9 所示。Cho 等人[72]运用了冷热通道隔板的方式，得到在测试数据中心内的节能效果为 21%。这种策略，很重要的一点是把低温的送风和高温的回风分隔开。然而，尽管使用了冷热通道阻隔，还是会发生空气短路旁通、空气再循环，和负压现象，如图 2.10 所示，导致没有充分利用冷量。在这个领域，Salim 和 Tozer [46]以及 Flucker 和 Tozer [47]提出了不同的数据中心环境指标来量化这些现象的程度。

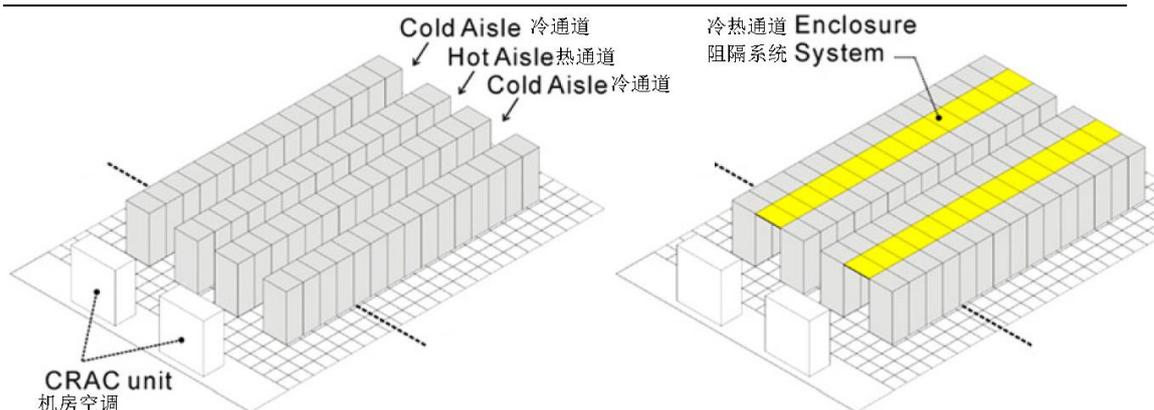


图 2.9 冷热通道阻隔前后对比（图来源：Cho 等人[72]）

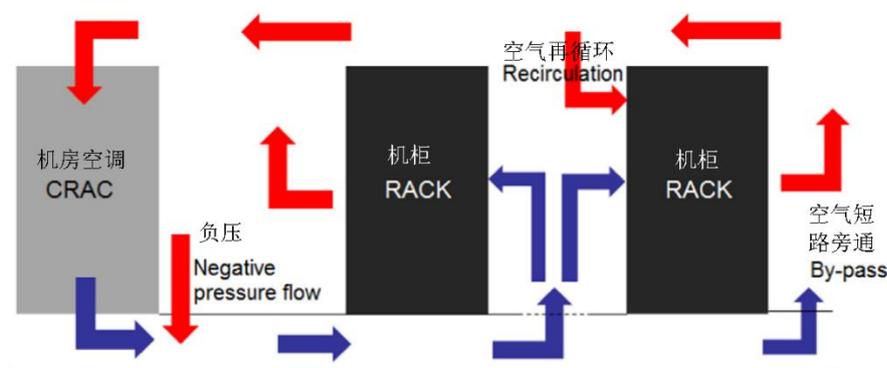


图 2.10 空气短路旁通、空气再循环，和负压现象

2.5.3 提高 IT 设备允许温度

提高允许的 IT 设备温度可以提高能源利用效率：提高允许温度不仅可以节约空调能耗，还可以使得在更高的室外温度时使用免费供冷。免费供冷总时间延长，制冷机组工作的时间缩短，以此节约能耗。在某些案例中，有的机房甚至不用安装制冷设备，全部使用免费供冷。Patterson[48]研究了数据中心的整体能耗的情况，并且研究了提高 IT 设备允许温度对数据中心各个组成部分的能耗影响。他的分析指出，机房运行存在一个最优的温度上限，这个温度上限是由每个机房的特性决定的，包括：IT 设备、制冷系统、建筑和位置。提高的免费供冷温度还有额外的影响，如可靠性问题和运行复杂性问题，也在此文中讨论，并得出结论：仅仅是简单地提高数据中心的温度可能达不到预想的节能效果。在另一方面，数据中心的可靠性对于用户和业主来说都是重要的因素，毕竟数据中心是一个对安全要求非常高的工业设施。在 35℃的情况下，IT 设备的故障率为 4.5%；而在 20℃时，故障率降低到 3.8%[6]。本文第六章中将讨论利用精确 CFD 模拟结合在线人工神经网络的方式来提高数据中心送风温度以达到节能效果的情况。

2.5.4 精确的环境监测

传统的数据中心空调系统以全局温度作为控制的依据,这种方式没有考虑数据中心大温差气流组织复杂的情况,无法兼顾所有设备的安全运行,以至于机房管理人员出于安全的考虑设置过低的送风温度。显然这种控制模式,特别是在大型数据机房有多个机房空调同时运行时,会造成数据中心内温度整体过低、能源浪费的情况。如果能准确监测数据中心的温度场,并根据热点温度控制每个机房空调的送风温度,将会在保证安全的前提下节约空调能耗。有两个方式可以实现精确的环境监测,一是通过大量传感器进行温度监测控制,但是有供电方式的限制和大量使用传感器的高成本的限制。二是用 CFD 来精确计算温度场,但是缺点是耗时长,不能满足模拟结果的实时调用。

Bash 等人[49]提出了环境控制系统,运用了分布式的传感器网络来控制传统的空调机组的制冷环境。传感器网络分布在标准机箱上,并且提供了对环境的直接测量,这些传感器测量了 IT 设备周围的微环境。动态控制器根据传感器网络的测量结果,在测试数据中心内进行动态的热工环境管理。用精确的环境监测技术和相应的控制策略使数据中心达到了 50%的空调节能量。这些节能量来源于节约空调的冷量和对机房空间的更好利用。Haman 等人[50]提出了一种快速精确的方式以获得准确的三维温度场。他们设计了一种可以移动的布满测点的 T 型测量车用于快速获得数据中心的三维温度场。他们用这个方法研究了一个实际数据中心的温度场和这个数据中心中存在热点,并根据测试结果对目前的制冷策略提出了改进意见。

2.5.5 余热回收技术

另一种提高数据中心能效的方法是余热回收:利用加热 IT 设备后的废热用于办公楼或者住宅的供热。在这方面的研究中,Brunschwiler 等人[52]从实验上测试了使用数据中心的废热用于附近社区的供热系统,回收了数据中心 85%的热量。此后,Brunschwiler 等人[53]研究了运用水冷系统来提高使用免费供冷的 IT 设备的工作温度。这减少了冷水机组的负荷,并且允许热量在寒冷地区余热回收,用于区域供热和吸收式制冷,可以大幅减少二氧化碳排放量,减少全球变暖趋势。其他学者也研究了余热回收技术,Ward 等人[54]考察了一个实验数据中心,内有三个机柜,并把余热应用于当地的温室供热。Zimmermann 等人[55]的研究中,研究了第一个热水冷却超级计算机。在这个研究中,超级计算机的余热被用于建筑供热。热回收率 80%,水温可以加热到 60℃。“热量经济价值指标”被引入到评估不同的余热回收技术,如余热直接供热和用于吸收式制冷的余热回收技术。研究显示,在数据中心余热回收的应用中,余热直接供热有着最高的热

量经济价值。数据中心领域最近正关注在新建数据中心内应用余热回收，把热量应用于附近的家庭、办公室、温室、甚至是游泳池。Telecity 公司运用余热回收位于巴黎的数据中心的废热，来为植物园供热。雪城大学数据中心使用的是燃气汽轮机来当场产生电能，并运用产生的废热为附近的办公楼供热[56]。

余热回收的未来将会实现“环境机会计算”(Environmentally Opportunistic Computing)，即把数据中心概念化为一系列的分布式能源，来为其他建筑供热，如图 2.11 所示。Woodruff 等人[57]提出了一个总体评估框架并确定了分配数据中心余热用于社区内建筑供热的算法。结果显示，把集中的数据中心的余热回收协同应用到多个建筑的供热，总能耗可以大幅降低。最近，Ebrahimi 等人[58]调研了大量的可用于数据中心的余热回收技术。基于对数据中心运行参数、各种余热回收技术的要求与它数据中心领域最广泛的应用的比较，应用有机朗肯循环的吸收式制冷和余热回收被认为是最有潜力的和最有经济效益的技术。

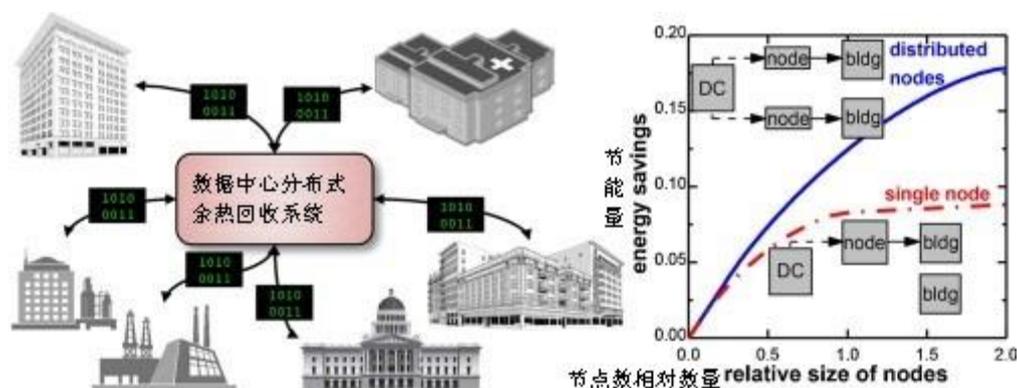


图 2.11 数据中心分布式余热回收示意图 (图片来源: [57])

除此之外，还有其他很多具有节能潜力和前景的冷却策略，这里仅举例简单说明。变风量：在风冷数据中心内常用的是定风量系统。定风量系统的风机大多数情况下都在 100%的负荷下运行。应用变风量系统可以有效降低风机能耗。但是变风量系统会导致机房内气流组织不稳定，产生空气再循环或者短路现象的概率增加；部分负荷：设备在部分负荷下运行会减少能耗。这点适用于所有部件上，包括风机、泵和冷水机组；高效率的组件：运用带免费供冷的高效率的冷水机组、直驱变风量空调系统和高效的变频水泵；蓄能技术：结合分时电价的情况，运用蓄能技术于数据中心来减少能耗和费用被越来越多的研究。Vos[51]研究了一个 300kW 的数据中心，可以通过蓄能技术减少 20%的能耗。然而，在运用这项技术之前必须通过建立动态模型来研究其能效、经济性和生态可行性。

第 3 章 数据中心热工环境指标

数据中心热工环境评价指标可以判断数据中心设计运行优劣,为数据中心节能改造提供有力依据。在第 3 章中总结了各类数据中心热工环境的评价指标。详细阐述了各指标的计算公式、物理内涵和关注的问题,多个指标结合可以完整评价一个数据中心的热工性能的各个方面,包括机房用电、机柜散热、热点、冷量分配、能耗、气流组织等情况。用指标评价数据中心有以下现实意义:(1)作为数据中心运行的评价标准,判断机房运行过程中热环境和能耗情况的优劣;(2)指导机房的初步设计;(3)根据评价指标决定使用何种机房节能技术改善机房热工环境,使机房节能改造更有针对性和有效性。

对于负责数据中心日常运营的管理人员,出于对机房安全运行或者节能的考虑,除了直观的温度和能耗的数据,需要知道机房更多的信息:如局部气流组织情况、机柜再循环和空气短路的情况、冷量利用效率的状况、各个冷热通道的换热效率、包括高架地板内有无负压等情况。所以需要各种类型的热工环境指标来为机房管理员提供信息:机房在各个方面处于何种状态。以便于对机房进行有针对性的管理。

对于新建机房的设计,在热工环境方面,设计者必须考虑以下问题:机柜布局、IT 设备功率分布、机房空调送风参数和位置、开孔地板位置、回风口位置等问题,虽然有 CFD 等工具进行模拟来指导初步设计,但是如果缺少定量的指标来量化各种设计方案,则很难比较不同设计方案的优劣,所以热工环境指标可以用来指导数据中心的初步设计。

再者,数据中心指标对于机房的节能改造也有非常重要的意义:在进行节能改造之前,工程师必须了解以下的问题:机房处于何种“病态”,针对这种“病态”,用何种节能措施才是行之有效的方案。这就需要通过各种类型的数据中心评价标准来找到“病态”所在,是气流组织有问题、地板送风速度不足、还是有再循环和空气短路现象等等,并且对改造措施进行模拟和评价,由此为依据再确定改造方案。

笔者把数据中心热工环境分为温度相关指标、气流组织相关指标和能耗相关指标三方面内容,这是由数据中心运行的特点决定的,数据中心主要的功能是合理分配空调冷量将 IT 设备进行有效降温,使得 IT 设备在合适的温度下运行,温度是最直观的指标,也是数据中心最关键的参数。理论上来说,保证了温度相关指标达标,机房的安全性就已经能够保证了,但是能源利用效率无法保证。气流组织相关指标一方面体现了机房温度的情况,一方面给出了考虑能耗利用率的温度合理性,所以气流组织相关指标是兼顾安全和能耗的一类指标。能耗指标是直观反应能源使用结果的指标,直接反映机房能耗情况。所以,把指标分为三类,在内涵上是分类明确、互不冲突、各有价值的。

笔者还指出在数据中心的温度指标的优先级应高于气流组织指标、气流组织指标优先级高于能耗指标；还提出了一种综合指标——温度-气流组织-能耗综合评价标准，为数据中心的评价提供了新的思路。并且在第4章通过实测和模拟的机房来验证了指标的合理性。

3.1 能耗相关指标

能耗指标是直观反应能源使用结果的指标，直接反映机房能耗情况。分析总结了PUE和DCIE、SHI和RHI、以及空调冷量偏差百分比 δ 这三类指标的计算公式、物理内涵和关注的问题。

3.1.1 电能使用效率 PUE 和数据中心设施效率 DCIE

仅用单位面积能耗不能够实际反映数据中心的能耗使用情况，因为不同机房的IT设备功率密度大相径庭，当然功率密度大的机房有更高的单位面积能耗。人们希望知道在相同的IT设备功率之下的总能耗，才能更加真实反映机房的能源使用效率。

为了衡量数据中心的能效水平，绿色网络组织定义了电能使用效率PUE，PUE是能源使用效率的简写，是评价数据中心能源效率的指标，是数据中心消耗的所有能源与IT负载使用的能源之比，是数据中心设施效率DCIE的反比。

PUE的计算公式为： $PUE = \text{数据中心总设备能耗} / \text{IT设备能耗}$ 。PUE是一个比值，基准是2，越接近1表明能效水平越好。PUE已经成为国际上比较通行的数据中心电力使用效率的衡量指标。一般来说，计算PUE是通过读电表数据来计算得到的；也可以通过功率计来测量计算动态的PUE。

3.1.2 供热指数 SHI 和回热指数 RHI

Sharma在论文中提出了供热指数SHI(Supply Heat Index)与回热指数RHI(Return Heat Index)两个指标[59]。SHI为冷气流从地板送风口到服务器机柜进风侧所吸收的热量与冷气流由地板送风口到服务器机柜出风侧所吸收的热量的百分比，这一值可以反映冷气流在正式使用之前的冷量损失占使用后冷量损失的百分数，这个值越小，表示冷量利用效率越高，浪费越少；RHI为冷气流在机柜中用于冷却服务器所损失的冷量占冷气流从地板风口到机柜出风侧总的冷量损失的百分比，即冷量真正被有效利用的部分所占的比例，因此该值越大越好，等于1则是最理想的状态。这两个参数都是用温度间接表示的。具体的计算公式如式(3.1)到(3.5)所示。其中，热量可以由每个服务器进出口温度差以及机柜出风和空调送风的温差计算得到，其中 T_{out} 是机柜出风侧温度， T_{in} 表示机柜进

风侧温度， T_{ref} 为空调送风温度下标 ij 表示第 i 排第 j 列机柜。

$$SHI = \left(\frac{\delta Q}{Q + \delta Q} \right) \quad (3.1)$$

$$RHI = \left(\frac{Q}{Q + \delta Q} \right) \quad (3.2)$$

$$Q = \sum_j \sum_i m_{ij}^r C_p ((T_{out}^r)_{ij} - (T_{in}^r)_{ij}) \quad (3.3)$$

$$\delta Q = \sum_j \sum_i m_{ij}^r C_p ((T_{in}^r)_{ij} - T_{ref}) \quad (3.4)$$

$$SHI + RHI = 1 \quad (3.5)$$

SHI 的分级标准：理想：0；优 < 0.2；中 0.2-0.4；差 0.4-1 [59]。

3.1.3 空调冷量偏差百分比 δ

一般来说，大型数据中心中都有多个精密空调同时承担处理机房内的负荷，由于数据中心内的热源分布不均匀，每个精密空调的负荷以及处理的冷量也不同。不同的精密空调提供的冷量如果相差太多，会导致部分空调处于高负荷运行，而部分空调处理的负荷较低，这将影响数据中心内精密空调的效率和使用寿命，所以，空调冷量偏差百分比指标用于判断机房空调的冷量处理分配是否平衡和均匀。空调冷量偏差百分比的计算公式为：

$$\delta = \frac{Q - \bar{Q}}{\bar{Q}} \times 100 \quad (3.6)$$

其中： $Q = \dot{m} C_p (T_{in,CRAC} - T_{ref})$ ， Q 表示每个机房空调显热负荷， \bar{Q} 表示机房空调显热负荷的平均值， \dot{m} 是机房空调的空气流速， C_p 是空气的比热容， $T_{in,CRAC}$ 是空调回风温度， T_{ref} 是空调送风温度。

空调冷量偏差百分比可以用于判断机房空调处理空气显热时的冷量分配情况。其中 δ 越小说明每个空调处理热量的负荷越相近，说明各个机房空调的冷量分配平衡、均匀。

3.2. 温度相关指标

然而，只关心数据中心的能耗是远远不够的，低能耗代表高能源利用率，但是低能耗可能带来的结果是机房的 IT 设备安全性降低。意味着用更少的冷量来处理相同的 IT 设备热负荷。一般来说，数据中心的能耗与数据中心安全是成正比的，即效率与安全性是一对矛盾，效率高导致安全性低，效率低导致安全性高。然而数据中心是一个比较特殊的建筑类型，它对于安全性的要求非常高，特别是在银行、政府机关中，安全比效率更重要。在数据中心的节能工作开展中，必须先考虑机房的安全性，保证安全性后再适当提高能源利用率，才是数据中心节能工作开展的思路。以下的指标是与 IT 设备温度相关的指标。

3.2.1 ASHRAE TC 9.9 标准

美国 ASHRAE TC 9.9 根据数据中心空气温湿度等指标衡量空气冷却散热设备的数据中心热环境质量[6]。数据中心按照温湿度要求的严格程度分为A1、A2、A3、A4、B、C六个不同等级，每个等级对于球温度、相对湿度、最大露点温度、最大温度变化率设定了推荐范围和允许范围。此标准是国内外比较常用的一个参考指标，也是定义热点的一个主要的指标。具体的判断标准如图 3.1 所示：

分级	对IT设备所处环境的要求			
	运行参数			
	干球温度 (°C)	湿度范围	最高露点温度 (°C)	最大温度变化 (°C/小时)
建议				
A1 to A4	18 to 27	5.5°C DP to 60% RH and 15°C DP		
允许				
A1	15 to 32	20% to 80% RH	17	5/20
A2	10 to 35	20% to 80% RH	21	5/20
A3	5 to 40	-12°C DP & 8°C RH to 85% RH	24	5/20
A4	5 to 45	-12°C DP & 8°C RH to 90% RH	24	5/20
B	5 to 35	8% RH to 80% RH	28	-
C	5 to 40	8% RH to 80% RH	28	-

图 3.1 ASHRAE TC 9.9 数据中心分级标准（图来源：[6]）

但是 ASHRAE TC 9.9 或者其他如 GB50174-2008 或者 ANSI/TIA-942 等规定环境等级的温度环境指标有一个缺点，即它的结果只能够反映机柜在某个状态下“是否健康”情况，但不能反映一个时间段内的“健康”和“不健康”的比例。例如一年中有多少时间处于“健康”状态，而这个比例，更有参考价值，因为体现了机柜健康或者不健康的程度。如果要量化机柜安全运行的程度，可以使用机柜冷却指数 RCI_{HI} 和 RCI_{LO} 来判断。

3.2.2 机柜冷却指数 RCI

Herrlin 提出了机柜冷却指数 RCI_{HI} 和 RCI_{LO} [60]：机柜冷却指数 RCI 可用于评估机柜被冷却的效率及机柜设备所处的环境是否健康。根据机房温度高于和低于“健康”范围（即某标准推荐的温度范围，比如 3.2.1 提到的 ASHRAE TC 9.9 中的 A1 标准，即允许范围 18-32°C、推荐范围 18-27°C）来计算低于或者高于此健康范围的程度，该指数包含两个方面： RCI_{HI} （以机柜吸入口温度高出推荐温度范围上限的程度衡量的机柜冷却指数）和 RCI_{LO} （以机柜吸入口温度低于推荐温

度范围下限程度衡量的机柜冷却指数)。如图 3.2 所示，横坐标是时间，纵坐标是机柜进风侧温度，把一个机柜的温度随时间的变化的情况绘于此坐标轴上，如图中弧线为例，红色部分就是过热的部分，蓝色的是过冷的部分，中间的部分则是机柜的“健康”范围，计算过热和过冷的时间占总时间的比例，以及过冷过热的程度（实际超标温度与温度上下限的差值）的累加。如果以 ASHRAE TC 9.9 中的 A1 标准为例，图 3.2 中的最高允许温度为 32℃，最高建议温度为 27℃，最低允许温度为 15℃、最低建议温度为 18℃。把机房某个机柜进风侧温度在此坐标轴上作图，计算红色部分的面积与图 10 中间白色矩形面积的比，可以计算得到 RCI_{HI}；同理，计算蓝色部分的面积与图 10 中间白色矩形面积的比得到 RCI_{LO}。

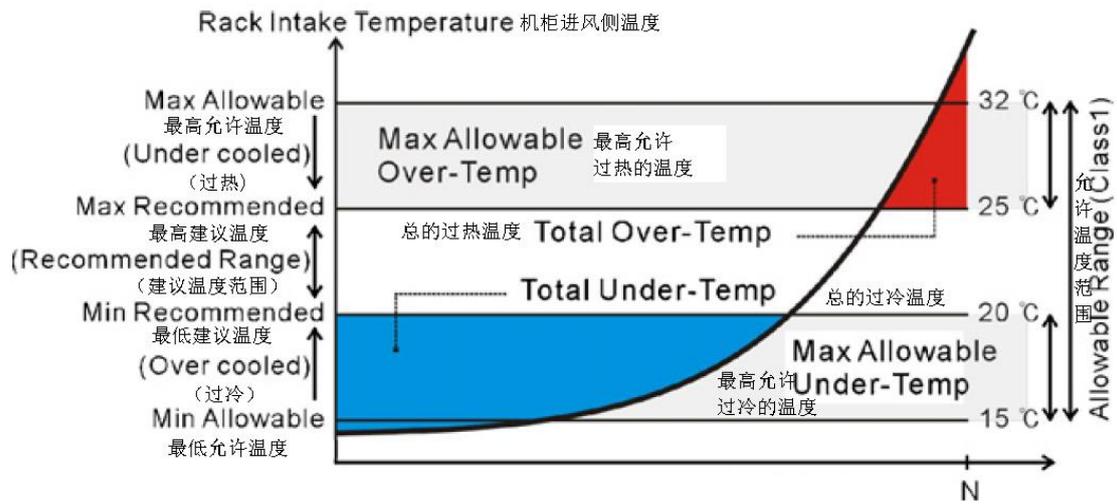


图 3.2 RCI 计算的原理图（图来源：Cho 等人[72]）

具体的计算公式如式（3.7）、（3.8）所示：

$$\begin{aligned}
 RCI_{HI} &= \left[1 - \frac{\text{Total over temperature}}{\text{Max allowable over temperature}} \right] 100[\%] \\
 &= \left[1 - \frac{\sum (T_i - T_{\text{Max-rec}})_{T_i > T_{\text{Max-rec}}}}{n \times (T_{\text{Max-all}} - T_{\text{Max-rec}})} \right] 100[\%]
 \end{aligned}
 \tag{3.7}$$

$$\begin{aligned}
 RCI_{LO} &= \left[1 - \frac{\text{Total under temperature}}{\text{Max allowable under temperature}} \right] 100[\%] \\
 &= \left[1 - \frac{\sum (T_{\text{Min-rec}} - T_i)_{T_i < T_{\text{Min-rec}}}}{n \times (T_{\text{Min-rec}} - T_{\text{Min-all}})} \right] 100[\%]
 \end{aligned}
 \tag{3.8}$$

RCI 的评判标准如表 3.1 所示，等于 100%表示非常理想，所有的机柜的进风参数都能够满足 ASHRAE 或者其他的标准、91%–95%表示可以接受，有不到 10%的情况下是不满足标准的，如果有超过 10%的情况下机柜的进风参数都不能满足标

准，那么可以说机柜冷却效果比较差。

表 3.1 RCI 指数的分级

分级	RCI _{IT}
理想	100%
优	≥96%
中	91-95%
差	≤90%

3.3 气流组织相关指标

气流组织指标能够反映机房气流组织的合理性以及冷量利用的效率，能够反映出不合理的气流组织如冷热空气提前混合的情况，也能够发现数据中心内局部出现的如空气再循环、空气短路和负压等问题。但是气流组织指标不像温度指标要求严格且只关注机房的安全性，而是一个相对综合的指标，能够反映一部分温度指标的情况，又能够反映出能耗的情况。气流组织指标大多是通过温度的值来计算的。通过温度来分析气流组织的状况。相比于能耗指标，能耗指标往往只反映出一个最终用能的结果，并没有包括用能过程和能耗利用效率的含义。但是，一般来说，气流组织指标如果提高，能耗指标也会相应提高。即气流组织是因，能耗是果。

综上，气流组织指标扮演着连接安全和效率（温度和能耗）的角色。与温度相关指标、能耗相关指标有着很大的联系：由温度计算而来，又直接影响着能耗。研究气流组织相关指标能够更好理解和权衡数据中心内安全和节能的关系。

3.3.1 回风温度指数 RTI

Herrlin 提出回风温度指数 RTI [60-61]：用于表征某个机柜的气流组织的能量特性，通过 RTI 能够判断机柜是否处于空气短路或者空气再循环的状态。如图 3.3 所示，空气短路 (by-pass airflow) 指的是地板送风速度较大，导致部分冷空气没有通过机柜就送回了回风口，气流短路是一种冷量的浪费；空气再循环 (Recirculation) 发生在机柜最高的几层中，由于送风速度不够或者气流组织混乱，被加热的空气没有回到回风口，而是绕过机柜顶部，重新进入机柜，导致最上层机柜温度升高，空气再循环是一种对 IT 设备安全性危害很大的现象。

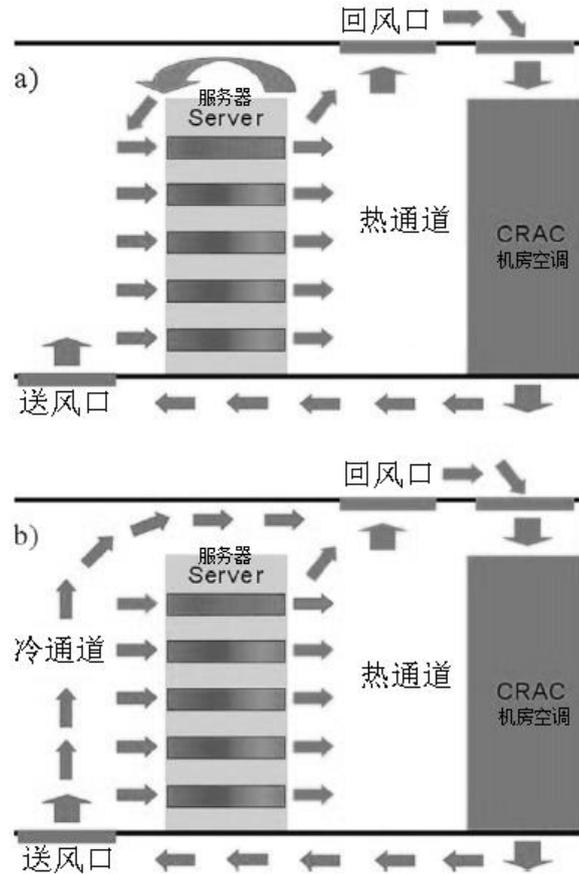


图 3.3 机柜的空气短路和再循环图示 a) 再循环；b) 空气短路

通过回风温度指数，可以判断机柜是否处于空气短路和再循环的状态。回风温度指数的计算公式表示为： $RTI = [T_{RETURN} - T_{SUPPLY}] / \Delta T_{EQUIPMENT} \times 100\%$ 。其中， T_{RETURN} 是机房回风温度， T_{SUPPLY} 是地板送风温度， $\Delta T_{EQUIPMENT}$ 是 IT 设备机在柜进风侧空气的温差。RTI 反映空气通过机房的总流量与空气通过 IT 设备的总流量的比值。如表 3.2 所示，大于百分之百说明存在气流再循环现象，小于百分之百说明存在气流短路现象。

表 3.2 RTI 指数的分级

分级	RTI
理想	100%
再循环	>100%
短路	<100%

分级	RTI
理想	100%
优	$80\% \leq RTI \leq 120\%$
中	$50\% < RTI < 80\%$ or $120\% < RTI < 150\%$
差	$30\% \leq RTI \leq 50\%$ or $150\% \leq RTI \leq 170\%$

3.3.2 β 指数

与回风温度指数 RTI 相似, β 指数[62]可以用于判断再循环或者空气短路现象。而且 β 指数可以更加精确评估局部机柜温升, 并且指出空气再循环发生的机柜高度, 这个指数被定义为:

$$\beta = \frac{T_{in}^r(z) - T_{sup}^C}{T_{out}^r - T_{in}^r} \quad (3.9)$$

$T_{in}^r(z)$ 是气流离地面距离为 z 处进入机柜的温度。式 (3.9) 中的分子是机柜局部值, 分母表示的是平均值。一般来说 β 的值在 0-1 之间。0 表示没有空气再循环发生, 如果 β 值大于 1, 说明机柜的再循环现象非常严重, 以至于把机柜出风侧的气流重新作为进风侧空气输入到机柜中, 成为温度越来越高的“自加热”过程。这个指数的主要目的是补充 SHI 并不能表示的状态: 机柜的局部温升。作者在[62]中指出, SHI 和 RHI 是表示机房总体热环境的参数, 不能够代表局部机柜情况, 如果只考虑 SHI 和 RHI 会导致局部 IT 设备制冷出现严重的问题。

3.3.3 负压 NP、空气短路 BP、空气再循环 R、平衡指数 BAL

Tozer 在论文[63-65]中, 提出了一组用于评估数据中心的指标。这些指标包括反映负压的 NP 指数、反映空气短路的 BP 指数和反映空气再循环现象的 R 指数。如式 (3.10) 至 (3.13) 所示:

$$NP = \frac{\dot{m}_{inf}^C}{\dot{m}_{sup}^C} = \frac{T_{sup}^{uf} - T_{sup}^C}{T_{ret}^C - T_{sup}^{uf}} \quad (3.10)$$

$$BP = \frac{\dot{m}_b^{uf} + \dot{m}_b^{CA}}{\dot{m}_{sup}^{uf}} = \frac{T_{out}^S - T_{ret}^C}{T_{out}^S - T_{sup}^{uf}} \quad (3.11)$$

$$R = \frac{\dot{m}_{rec}^C}{\dot{m}_{in}^S} = \frac{T_{in}^S - T_{sup}^{uf}}{T_{out}^S - T_{sup}^{uf}} \quad (3.12)$$

$$BAL = \frac{\dot{m}_{sup}^C}{\dot{m}_{in}^S} = \frac{T_{out}^S - T_{in}^S}{T_{ret}^C - T_{sup}^C} = \frac{1-R}{(1-BP)(1+NP)} \quad (3.13)$$

\dot{m}_{inf} 是从机房空间渗透到高架地板下方空间的空气流量, \dot{m}_{sup}^{uf} 是机房空调送到高架地板下方空间的空气流量, \dot{m}_b^{uf} 是进入高级地板下方空间的旁通空气流量, \dot{m}_b^{CA} 是冷通道的旁通空气 (空气短路) 流量, \dot{m}_{rec}^{CA} 是冷通道内的再循环量。

数据中心内的负压一般指导致外部空气渗透到高架地板下方空间的现象, 负压现象一般出现在周围风速较大的机房空调周围。负压比例 (NP) 是渗透空气流量 \dot{m}_{inf}^C 和机房空调送风量 \dot{m}_{sup}^C 的比例。空气短路率 (BP) 是没有进入 IT 设备的冷空气的流量和机房空调送入高架地板下方空间的空气流量 \dot{m}_{sup}^{uf} 的比例。再循环率被定义为: 再循环空气流量 \dot{m}_{rec}^C 和进入 IT 设备空气总流量 \dot{m}_{in}^S 的比例。如果只考虑显热的因素, 指数 R 与 SHI 以及 BAL 都代表了机房空调的风量、服务器的需求量、和空气短路空气再循环方程这三者之间的平衡。

在以上这些公式中，温度一律使用气流平均温度。根据研究者诸多案例分析可知，用平均温度所得到的误差在可接受的范围内。因此，除了负压导致的渗透量要用 CFD 的手段计算，其他指标的测量和计算变得容易得多。总之，这组指标为空气短路和再循环提供了判断标准，这两个现象可以同时发生：一个机柜的空气短路现象过于严重会导致另一个机柜的再循环现象发生，因为可用于冷却 IT 设备的空气流量变少了。这些指标可以应用于机柜尺度、冷热通道尺度或者数据中心尺度。

3.3.4 冷量捕捉参数 CI

冷量捕捉参数指数 (Capture Index) 是基于 Vangilder 提出的质量流量守恒得到的 [66-67]，此模型旨在和循环指数 (Recirculation Index) 一起对气流在数据中心内的循环进行建模。CI 分为 CI 冷通道和 CI 热通道两类，分别在冷通道和热通道测量，可以用于评价局部机柜的制冷和空气循环的情况。可以用于评价冷通道和热通道中的机柜和局部设备的气流组织情况。CI 的在冷通道和热通道的公式分别为：

$$CI_i(\text{cold aisle}) = \frac{\dot{m}_{in_i}^{SC}}{\dot{m}_{sup_i}^C} \quad (3.14)$$

$$CI_i(\text{hot aisle}) = \sum_{j=1}^N \frac{\dot{m}_{ret_i}^C C_{ret_j}^C}{\dot{m}_{out_i}^R} \quad (3.15)$$

$\dot{m}_{in_i}^{SC}$ 是机柜吸入的流量， $\dot{m}_{sup_i}^C$ 是机房空调的送风量， $C_{ret_j}^C$ 是在总空气流量 $\dot{m}_{ret_i}^C$ 和第 j 个局部地板送风情况下，机柜排出的第 i 个流量 $\dot{m}_{out_i}^R$ 的比例。CI 热通道仅适用于局部冷却器和地板送风的情况。CI 值为 100% 说明机柜冷却效果好。相反 0% 说明冷却效果差。因为 CI 指数是通过质量流率的值计算得来的，所以 0% 的 CI 指数仅意味着冷热通道的气流组织和冷却效果差，但并不意味着局部空气温度一定超过温度限值。

由于这两个指标都是基于流量计算的，只有通过 CFD 模拟才能够得到较为精准的指标的值。局部的测量只能大致估计结果，而且很多情况下误差不可忽略不计。由于这个原因，CI 指数主要是为了在设计阶段改进设计参数来使用的。

3.3.5 交叉干扰系数 CIC

Tang 等人在文献 [68] 中提出了一种基于抽象热流模型的数据中心快速热工环境评价标准：交叉干扰系数 (Cross Interference Coefficients)。对热功率算法在数据中心环境内进行建模，并考虑由空气循环引起的 IT 设备或者节点之间的热量干扰。为此引入了交叉干扰系数 α_{ij} ：可以提供有关于节点的自干扰，或者是两个节点之间的互相干扰的能量交换情况。每一个交叉干扰系数 α_{ij} 计算的方法是：热量从第 i 个节点离开并且进入第 j 个节点的百分比。对于有 n 个节

点的数据中心，矩阵 A 被定义为交叉干扰系数矩阵，代表了节点和节点之间所有的能量交换情况。只要 IT 设备功率能耗稳定，数据中心的热工环境就可以用 A 矩阵和列向量来表示：

$$A = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \cdots & \alpha_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{n1} & \cdots & \alpha_{nn} \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

$$K \cdot \bar{T}_{out}^S = K \cdot \bar{T}_{sup}^C - A' \cdot K \cdot \bar{T}_{sup}^C + A' \cdot K \cdot \bar{T}_{out}^S + \bar{P} \quad (3.17)$$

对角矩阵 K 是流量 $\dot{m}_{in_i}^S$ 和比热 C_p 的乘积。从数据中心的局部到整体，这个矩阵分析了 IT 设备冷却情况以及整体热流循环的现象。因为公式涉及到质量流率，所以交叉干扰系数一般借助 CFD 的手段来计算。

3.3.6 热影响指标 TII

Bhagwat 在[69-70]中提出的热影响指标 (Thermal Influence Indices) 是数据中心的全局指标，用于测量和计算热源和散热的因果关系。如果物体 A 是物体 B 的热源，那么物体 A 被定义为对物体 B 有热影响。置于机柜的 IT 设备和机房空调同样都被认为是参与换热的物体。和交叉干扰系数一样，热影响指标是一个比例：从热源进入物体的热功率 $Q_{in}^{A,B}$ ，和进入物体的总热功率 Q_{in}^B 的比例。如式 (3.18) 所示：

$$\frac{Inf(A,B)}{B} = \frac{Q_{in}^{A,B}}{Q_{in}^B} = \frac{\dot{m}_{in}^{A,B} C_p T_{out}^A}{\dot{m}_{in}^B C_p T_{in}^B} \quad (3.18)$$

热影响指标和交叉干扰系数的主要区别是：他们所关注的对象不同。交叉干扰系数仅仅考虑了数据中心内所有的 IT 设备，而热影响指标还考虑了机房空调的因素。因为这两个参数都是基于质量流率从一个物体离开并进入另一个物体的比例，只有通过 CFD 模拟才能够得到确切的值。这两个指标都可用于数据中心设计阶段和运行阶段。当物体之间传热的因果关系被确定了以后，这些指标可以用于热负荷最大化设计（设计阶段），以及进行优化送风温度（运行阶段）。

3.4 温度-气流组织-能耗综合评价标准

近年来，人们从不同角度定义、分析数据中心指标。在如此品类繁多的数据中心指标之间，如何选择合适的、可计算、能够反映问题的指标变得尤为重要。

很少有学者对数据中心指标进行整理，Capozzoli 等人[71]对数据中心的能耗指标进行了汇总，但是仅把所有指标进行简单的汇总，没有进行相关的整理、分类和总结工作。

对于机房管理人员，在应用数据中心指标的过程中有一定的困难：一是选择何种指标有困难，二是如何计算指标有障碍。其中如何计算指标在第 4 章中会结

合实例机房并应用 CFD 的方式进行详细解释。在本小节中，将会着重讨论如何选择指标的问题。

为了方便机房管理人员理解和选择指标，本文将数据中心指标分为三大类：温度相关指标、能耗相关指标、气流组织相关指标。这三类指标各有侧重点、重要性也各不相同。

数据中心主要的任务是保证 IT 设备运行健康，运行健康的直接判断标准就是合适的温湿度。所以，温度相关指标的重要性是第一位的。所有节能工作的重要性都排在机房安全之后，这是由数据中心作为工业建筑的用途和特殊性决定的。在满足温度相关指标之后，可以再考虑气流组织相关指标，它既与温度相关（很多指标的计算都需要用到温度），又能够间接反映能耗。气流组织相关指标既与温度有关，也与能耗有关，是相对综合反映机房情况的一类指标。最后考虑能耗相关指标，它关系到空调能耗、冷量分配和供回热的情况，更多反映了能耗使用的结果，并不关心过程。

由以上的分析，三类指标的重要性排序：温度相关指标、气流组织相关指标、能耗相关指标。指标的计算步骤一般比较繁琐，都需要大量的测点或者模拟的温度点来获得。而且有的指标和指标之间意义还比较重叠，比如 RTI 指数和 β 指数都是反映再循环，只是 β 指数更为精确能够反映在机柜每个高度的再循环现象。所以不需要所有指标同时使用，如果能够在每一类数据指标中甄选出一个或者几个有代表性、易计算的指标，那就能够用少量指标来反映温度、能耗、气流组织的整体情况，效率得到提高。机房管理人员也可以通过少量但是具有代表性的指标信息来做出对机房的调整。

气流组织指标中，RTI 指标能够同时反映宏观和微观的机柜气流组织情况，不像 β 指数太过精确和局部，也不像冷量捕捉系数那么体现整体性，CI 指数又只能判断冷热通道的气流组织情况，而不能精确到单个机柜。所以，RTI 指标是比较综合体现数据中心气流组织的参数，每个机柜的 RTI 可以反映单个机柜再循环和空气短路的情况，所有机柜的 RTI 平均偏差量可以反映数据中心内机柜整体气流组织的情况。

温度指标中，RCI 有其特有的优势。因为 ASHRAE TC 9.9 或者其他如 GB50174-2008 或者 ANSI/TIA-942 等规定环境等级的温度环境指标有一个缺点，即它的结果只能反映机柜在某个状态下“是否健康”情况，但不能反映一个时间段内的“健康”和“不健康”的比例。例如一年中有多少时间处于“健康”状态，而这个比例，更有参考价值，因为体现了机柜健康或者不健康的程度。如果要量化机柜安全运行的程度，可以使用机柜冷却指数 RCI_{HI} 和 RCI_{LO} 来判断。更加细分的话， RCI_{HI} 比 RCI_{LO} 更为重要，因为超过温度上限的现象对机房安全的影响更大， RCI_{LO} 低于 100% 的严重性远不如 RCI_{HI} 来的大。而且一般来说只要空调送风温度高于下限温度， RCI_{LO} 都是 100%，所以在温度指标中着重关注 RCI_{HI} 。

能耗指标中，SHI（或 RHI）代表了冷量在传输过程中的使用效率的问题，着

重于计算有多少冷量是没有经过机柜就直接送回。更注重能耗的过程，更注重能耗的效率；DCIE（或 PUE）能够直接体现精确的能耗情况，更注重能耗的结果。如果 RHI 变高（SHI 变低）的直接作用就是 DCIE 也将变高（PUE 变低），但是会略有延迟。SHI（或 RHI）把能耗体现在了温度上。而 DCIE（或 PUE）体现在电表上。如果数据中心内电能数据，特别是 IT 设备能耗和其他能耗能够分别地比较方便地获得，可以考虑使用 DCIE 和 PUE 来反映机房能耗情况。如果数据中心中温度数据比较方便获得，就可以考虑使用 RHI 和 SHI 来反映机房能耗情况。在本文中，实测的机房由于对温度的情况更为了解，所以使用了 SHI 和 RHI 来作为能耗指标的主要指标。

根据以上分析，得到了温度相关指标、能耗相关指标以及气流组织相关指标的代表指标，分别是 RCI_{HI} 、SHI 和 RTI。如果能够把每个类别的指标综合起来，能够更好地反映数据中心热工环境的整体情况。温度-气流组织-能耗综合指标应运而生。具体说就是 $RCI-RTI-SHI$ 综合指标。采用分级打分的方式来确定，如表 3.3 所示：

表 3.3 $RCI_{HI}-RTI-SHI$ 综合指标或温度-能耗-气流组织综合指标

	RCI_{HI}	RTI	SHI	总分
	理想：100% 优 $\geq 96\%$ 中 91-95% 差 $\leq 90\%$	理想：100% 优 $> 100 \pm 20\%$ 中 $> 100 \pm 50\%$ 差 $> 100 \pm 70\%$	理想：0 优 < 0.2 中 0.2-0.4 差 0.4-1	
1	差 中			差
2	中 优	中或优 差		中
3	优 优	中 优	差或中 差	良
4	优 优	中 优	优 中或优	优
5	理想	理想	理想	理想

此综合指标用 5 个档次来区分了数据中心热工环境的优劣，可以明显看出温度、气流组织和能耗的优先级排序，本指标旨在确保机房安全的情况下再评价气流组织和能耗的综合情况。当温度指标 RCI 为差，即使 RTI 和 SHI 指数再接近理想，总分为“差”，这是因为 $RCI-RTI-SHI$ 综合指标是安全优先的指标，如果 IT 设备过热导致运行不安全，气流组织再好，能耗再低都失去了意义；RCI 为“中”，RTI 为“差”的情况下总分也为“差”。在第二级别“中”，只考虑温度和气流组织相关指标，不考虑能耗指标。在第三级别“良”，开始考虑能耗相关指标 SHI 的因素。在第四级别“优”，在 RCI 为优的前提下，RTI 和 SHI 至少有一个为

“优”且另一个至少为“中”。

除了用评优良中差的方式，还可以用权重计算的方式来判断综合指数，即通过加权评分的方式来进行打分，按照 RCI_{HI} 50%、RTI30%、SHI 20%的权重来计算总分。理想为 10 分，优为 7 分，中为 4 分，差为 0 分，取三者之和得到总分。但前提是 RCI_{HI} 不能是差，如果是差，即使 RTI 和 SHI 再高，则总评分评分为 0。此指标就能够体现出数据中心整体热工环境的情况。这种方法将在第 4 章中结合实际机房使用。

3.5 小结

本节从能耗相关指标、气流组织相关指标和温度相关指标把数据中心的评价指标分为三类，具体分析了各个指标公式、物理意义和作用。由于数据中心对安全性的特殊要求，进行评价或者改造时，首先考虑温度相关指标是否达到相关标准，首先保证 IT 设备运行安全，再者可以参考气流组织相关指标通过机柜布局优化、地板送风优化等方式，对气流组织和温度场进行调整，消除局部热点。最后，在保证安全的情况下，可以参考能耗相关指标。

表 3.4 数据中心能耗指标汇总

指标类型	能耗相关指标			
指标简称	PUE/DCIE	δ	SHI	RHI
指标全称	电源使用效率	空调冷量偏差百分比	供热指数	回热指数
现实意义与物理内涵	是电力使用效率的衡量指标	可以用于判断机房空调处理空气显热时的冷量分配情况	SHI 和 RHI 宏观地估计了 IT 机房的总的空调用能效率	

表 3.5 数据中心温度指标汇总

指标类型	温度相关指标		
指标简称	ASHRAE TC 9.9	RCI_{HI}	RCI_{LO}
指标全称	数据中心热环境标准	机柜冷却指数	
现实意义与物理内涵	从 IT 设备运行的角度规定了机柜进风侧的干球温度、相对湿度、最大露点温度、最大温度变化率	IT 设备的冷却效果，通过机柜出入口空气温度微观反映机柜的散热性能，是表征过冷或者过热的量度。更关注对 IT 设备的保护	

表 3.6 数据中心气流组织指标汇总

指标类型	气流组织相关指标		
指标简称	RTI	β	NP
指标全称	回风温度指数	β 指数	负压比例
现实意义与物理内涵	RTI 是空气管理系统热性能的参数, 可以表征再循环和空气短路的情况。此参数更加关注再循环和短路。	与回风温度指数 RTI 相似, β 指数, 可以用于判断再循环或者空气短路现象。 β 指数可以更加精确评估局部机柜温升, 并且指出空气再循环发生的机柜高度,	负压导致了冷热量提前混合, 浪费能耗。NP 是渗透空气流量和机房空调送风量的比例。表示外部空气渗透到高架地板下方空间的程度。
指标简称	CI	CIC	TII
指标全称	冷量捕捉参数	交叉干扰系数	热影响指标
现实意义与物理内涵	CI 可以用于评价局部设备吸入冷空气的情况。可以用于评价冷通道和热通道中的机柜和局部设备的冷却情况。CI 指标着重关注冷热通道之间的换热问题。	表示机柜之间, 以及机柜和机房空调之间的换热情况和整体再循环的程度。两指标可用于数据中心设计阶段和运行阶段。可以用于把热负荷最大化 (设计阶段), 以及优化送风温度 (运行阶段)。	

按照分类整理所有指标, 如表 3.4、表 3.5、表 3.6 所示: 并且分析得到了温度相关指标、能耗相关指标以及气流组织相关指标的每个大类中的代表指标, 分别是 RCl_{HT} 、SHI 和 RTI。

从实际应用角度出发提出了 RCl_{HT} -RTI-SHI 综合指标即温度-气流组织-能耗综合指标, 从三方面对数据中心进行综合评价, 指标体现出了评价的综合性, 也体现出了温度、气流组织、能耗的优先级。简单易行, 物理含义明确清晰, 内涵丰富, 有实用和推广的价值, 可以为今后数据中心综合热工环境评价提供科学的依据。

第 4 章 数据中心热工环境指标应用实例

根据第 3 章的内容，数据中心指标可以作为数据中心环境监测、设计和节能改造的依据。在第 4 章中，将根据苏州某银行数据中心的实测情况，结合 CFD 和数据中心热工环境指标，评价数据中心热工环境，并提出节能改造意见。

如第 3 章所述，很多指标如 RTI 和 SHI 等，都需要大量的测点来确定指标的值。在实际的数据中心中，由于测试条件的限制，如此精确测量机房多个点温度非常困难。特别是有些指标，如 NP, CIC 和 TII 等公式中涉及到质量流率的指标，实测就更加困难。由于 CFD 技术的发展，借助 CFD 模拟研究数据中心的热环境已经非常成熟，在测点有限的情况下，可以通过建立 CFD 模型并且通过实测数据校验 CFD 模型来精确模拟数据中心，并且通过仿真结果获得其他不设测点位置的温度、风速或质量流率的情况，以此计算数据中心热工环境指标，供机房管理人员和机房改造设计人员参考。Cho 等人 [72] 用某数据中心实测的值校验此数据中心 CFD 模型，通过 CFD 的结果计算 RTI 和 SHI 的值，并且根据 RTI 和 SHI 的值来判断节能措施的优化效果。本文也将通过类似的方式进行研究，用温度-气流组织-能耗综合评价标准对苏州某数据中心进行评价，讨论指标运用过程中的问题以及指标的合理性，并且提出机房改造的建议。

4.1 实测数据中心概况

数据中心位置：苏州市苏华路某银行总部核心业务服务器机房；机房尺寸：24m×16.8m×3.5m；机房面积：403.2m²；高架地板高度：0.5m。机房布置平面图如图 4.1 所示：

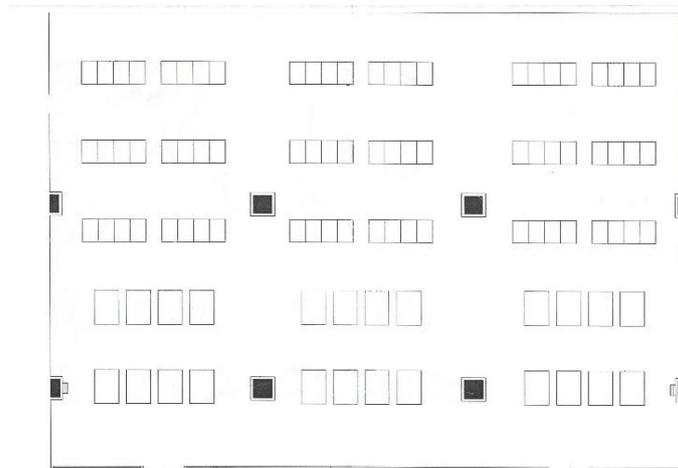


图 4.1 苏州某银行数据中心平面图

气流组织模式：地板送风吊顶回风，下送上回式；无冷热通道布置：所有的机柜都面朝南向，南向开口为进风侧、北向开口为出风侧，开孔地板位于机柜进风侧。空调数量：8台：STULZ CSD521 两台，以及 STULZ MRD381 六台。机房空调位于机房北向独立的房间内。本机房内的 IT 设备 80%为服务器，型号为 IBM X3550，也有少量的交换机和储存设备。机柜数量：96。通过读取三相电流，求得数据中心总的 IT 设备功率。根据实测 2012.11.28, 12:00 时读取的 IT 设备三相电流读数为 331/331/320，根据三相电流转功率的公式，可得： $P=380V \times (331+331+320)/3 \times 1.7321=215.224KW$ 。此后根据不同设备负荷条件下读取三相电流读数并转换为功率，得到 IT 设备的功率在此水平上下 20%浮动。

测试时间：2012/11/28 11:00:00 至 2012/11/30 11:00:00；测试设备：HOB0 式 BES-01 温湿度传感器*25；传感器参数：1. 温度测量范围：-30℃—50℃，测量准确度： $\leq 0.5^\circ C$ ；2. 湿度测量范围：0—99RH，测量准确度： $\leq 3\%RH$ ；3. 采样周期：10 秒至 24 小时任意设置；4. 纽扣电池（3V）供电；5. 专用数据通讯处理软件；6. 使用时通过计算机预先设定参数（时钟、开始测量时间、结束测量时间、数据存储周期、现场编号等）。测量结束后，通过 PC 机一次性读取测量数据；7. RS232 接口通讯；8. 外形尺寸：66mm×43mm×17mm。只有存储模块，电磁干扰忽略不计。

测点分类：25 个测点被分为三类：（1）地板送风口，共三个测点（2）机柜进风侧，共十个测点（3）机柜出风侧，共 12 个测点，数据采集周期 30 秒。具体测点分布和示意图如图 4.2 所示：

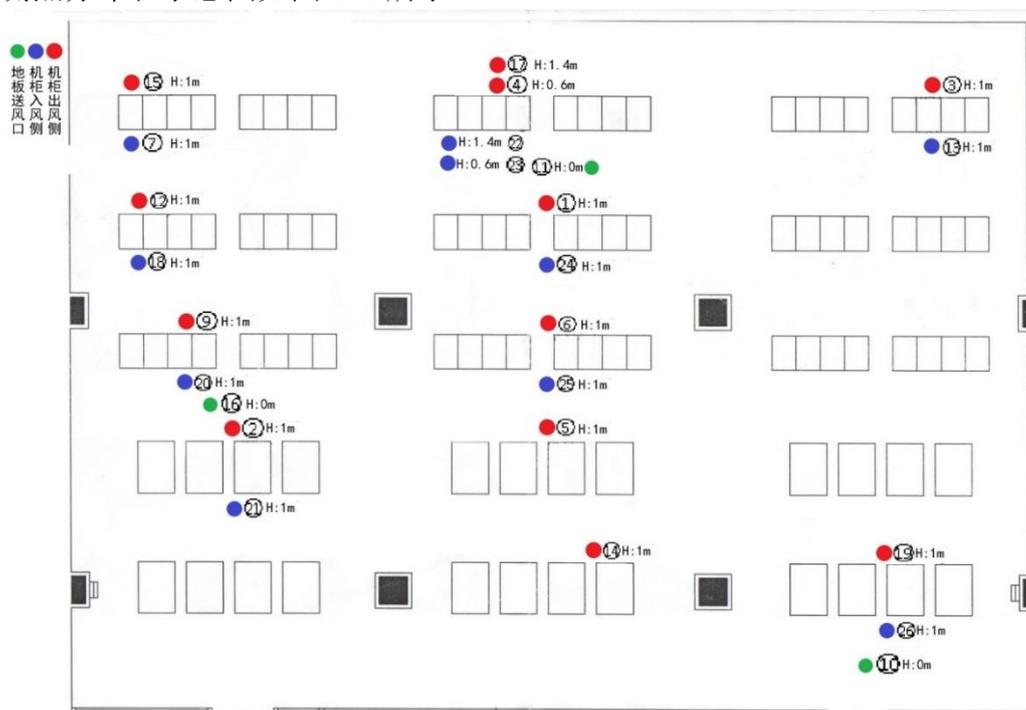


图 4.2 测点分类和布置示意图

室外环境：苏州室外温湿度如图 4.3 所示：

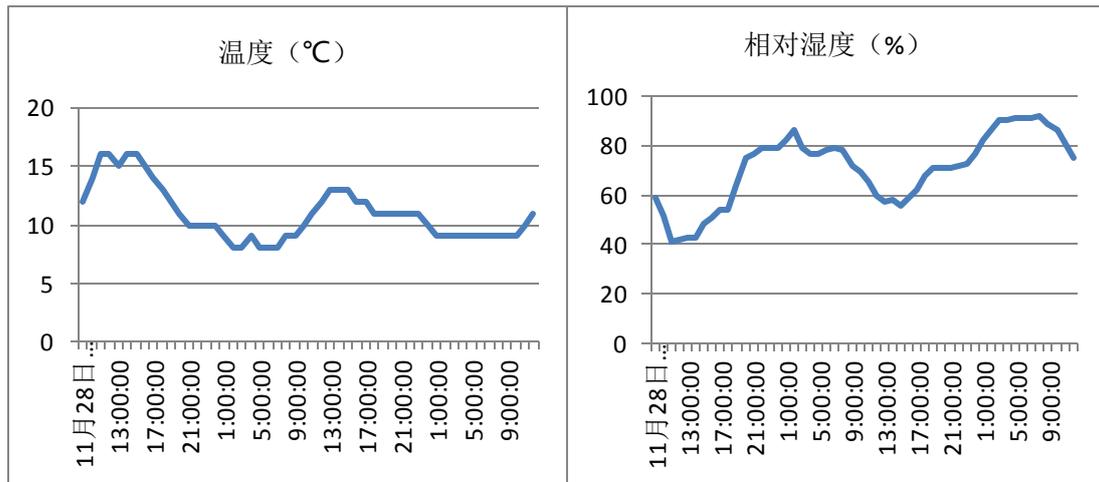


图 4.3 测试时间内苏州地区的温湿度

4.2 数据中心 CFD 模型的建立

根据苏州某银行总部的数据中心的平面示意图、尺寸布局的实地测量、传感器数据、空调设备的技术手册、机房管理人员提供的信息和相应的实际情况，在 Airpak3.0 和 Fluent6.0 件中建立数据中心模型。

4.2.1 CFD 边界条件设置与几何物理模型：

数据中心墙柱和隔板的模拟：房间的边界条件为 wall，绝热边界；房间内的墙体柱体用 block 建模。高架地板的边界条件设置为 partition。

IT 设备和机柜的模拟：机柜为空心的 block，大机柜尺寸为 1.2m*0.9m*2m、小机柜尺寸为 0.9m*0.6m*2m。机柜进风侧和出风侧为 opening 边界。因为机柜是自带风扇的，所以根据机柜风扇的参数计算出，小机柜的通风量是 450cfm，大机柜的通风量是 900cfm。IT 设备热功率：通过读取三相电流，求得数据中心总的 IT 设备功率。根据实测读取的 IT 设备三相电流读数为 331/331/320，根据三相电流转功率的公式，可得： $P=380V \times (331+331+320)/3 \times 1.7321=215.224KW$ ，假设大机柜的功率为小机柜的两倍，然后平均分配到每个机柜中，可得平均每个小机柜功率为 2000W，大机柜平均 4000W。此后会根据实际测量的温度对功率进行调整和校验。

开孔地板：地板尺寸为 0.6m*0.6m，根据实际的开孔地板布局确定 CFD 模型中的开孔地板位置。开孔地板用开孔率为 35% 的 vent 来模拟，开孔率 35% 根据实际开孔地板的开孔面积和地板面积计算得到。为了模拟出地板的厚度，在模拟地板的 vent 下方添加 resistance 来模拟出有厚度的开孔地板的效果。

机房空调送风温度以及空调风量的确定：（1）空调送风温度：空调送风温度由数据中心实测的温度来确定：为 15°C – 18°C 之间。（2）空调风量：此数据中心的空调有：STULZ CSD521 两台和 STULZ MRD381 六台。查阅空调的技术手册可知，STULZ CSD521 风量为 $14500\text{m}^3/\text{h}$ ；STULZ MRD381 风量为 $10000\text{m}^3/\text{h}$ ，可计算得到数据中心空调的总风量为： $2\times 14500+6\times 10000=89000\text{m}^3/\text{h}$ ；数据中心中共有三个空调送风口向地板送入冷风，假设每个空调出风的风量相同，即每个出风口有 $29667\text{m}^3/\text{h}$ 。（3）回风：吊顶回风的边界条件设置为 vent，具体位置如图 4.5 中的绿色长条矩形所示。

在 Airpak 中建立的数据中心的物理模型如图 4.4 和图 4.5 所示：

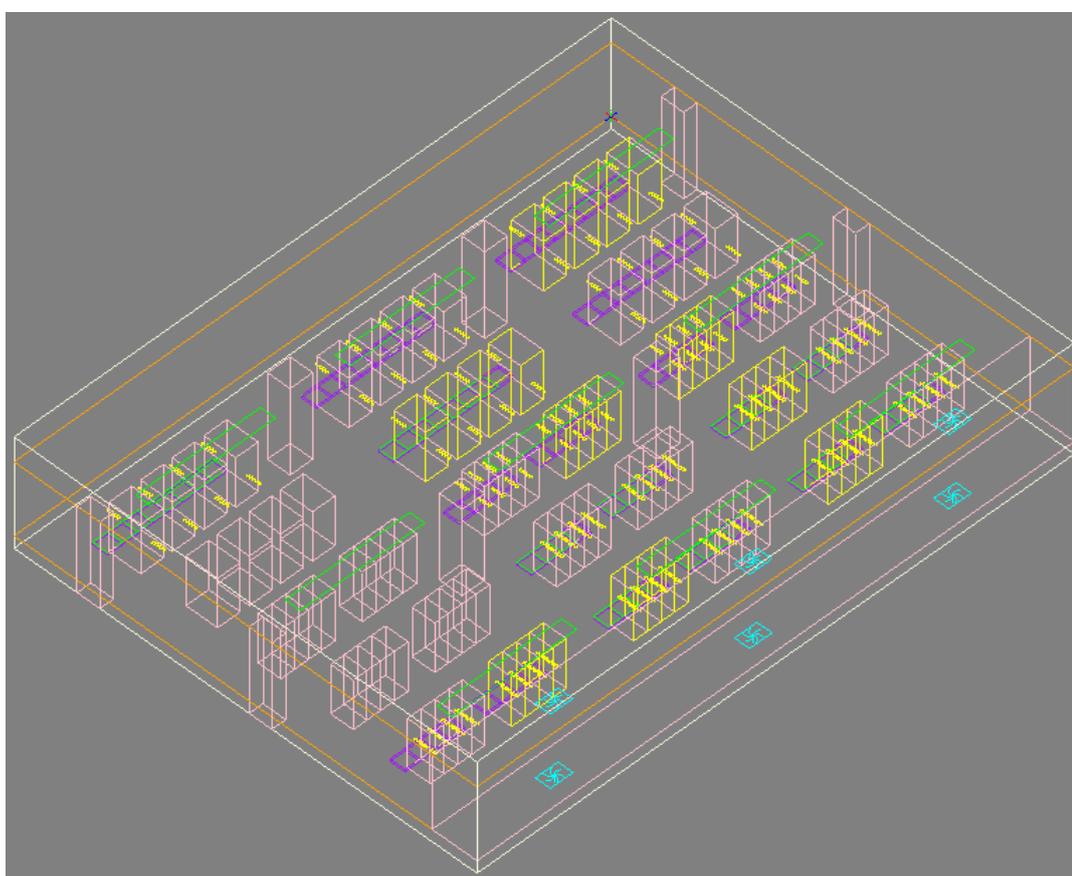


图 4.4 苏州某银行数据中心 Airpak 物理建模三维图

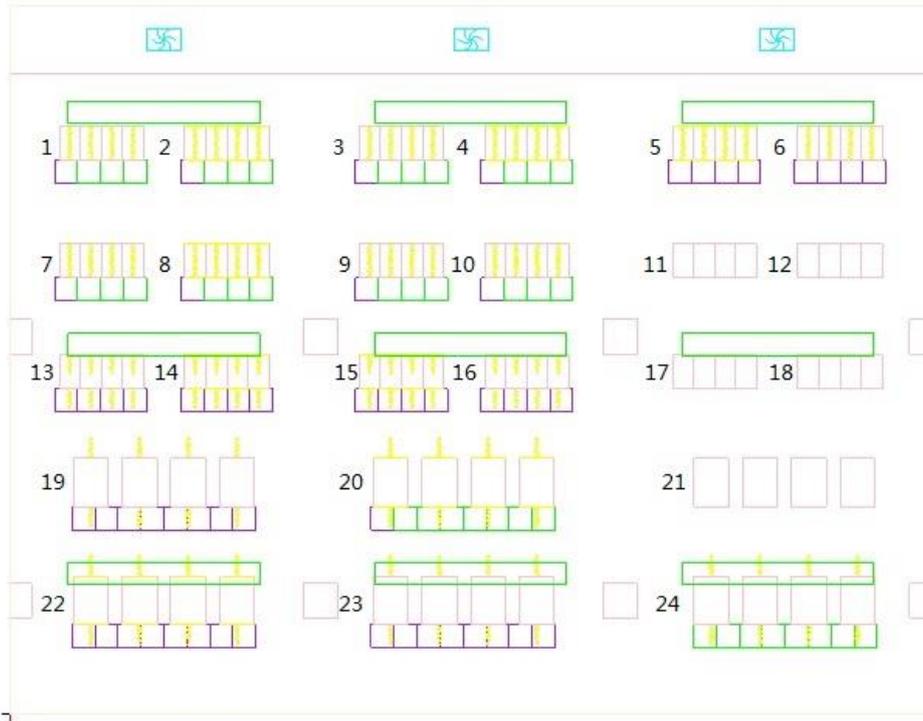


图 4.5 苏州某银行数据中心 Airpak 物理建模平面图和机柜组编号

在图 4.5 中，靠近图下方的粉色较大的矩形表示大机柜，靠近图上方的粉色矩形表示小机柜，紫色正方形表示开孔地板送风口，粉红色正方形表示墙柱，由于第三列的第二到四排的机柜没有放置 IT 设备，是空机柜，这些机柜前没有地板送风口，所以没有安排开孔地板。三个青色矩形表示空调送风口。靠近图片上方粉色的线段表示空调和 IT 设备间的隔墙。绿色的长条矩形表示天花板吊顶回风口。

4.2.2 湍流模型和求解器设置

采用稳态零方程湍流模型 zero equation 进行求解。Srebric 等人[73]验证了零方程湍流模型在室内复杂气流模拟中的精确性。求解器设置：考虑空气的重力、确定 y 方向 1m/s 的初速度和 20°C 的初始温度。把空气作为理想气体处理，大气压力 10132.5N/m²，空气密度 1.225kg/m³。收敛要求：x/y/z 方向的速度和连续性要求残差小于 10⁻³；能量项残差小于 10⁻⁶。离散方程：压力：体积力分数计算；动量：一阶迎风；温度：一阶迎风。松弛系数：压力：0.3；动量：0.2；温度：1.0；黏度：1.0；体积力：0.1。

4.2.3 网格和网格无关性验证

网格形式为非结构六面体，在空调送风口、机柜进风侧和回风侧、数据中心回风口的网格进行网格密集化处理，x/y/z方向最大网格尺寸：0.6m/0.15m/0.3m；x/y/z方向最小网格尺寸：0.025m/0.009m/0.025m；间隙之间的最小网格数：3；物体边缘最少网格数：2；最大尺度比：2；并进行了网格无关性实验，如表4.1所示：

表4.1 网格无关性试验结果

网 格 数 量 (elements/nodes)	24号机柜 组出风侧	23号机柜 组出风侧	22号机柜 组出风侧	20号机柜 组出风侧	19号机柜 组出风侧
71443/83151	30.8214	28.1011	26.5	26.8447	30.0905
287420/315255	31.5925	28.1544	26.4377	27.1483	30.5073
491800/533689	31.1204	27.7614	26.6725	26.7023	30.4096
776428/836268	31.2617	27.9229	26.2237	26.6178	29.9128

机柜编号如图4.5所示。在网格数量为80万左右时，和网格数量为50万左右时平均温差下降到0.3℃以下。所以，根据经验和诸多文献中网格无关性的验证方法，可以判断50万网格已经足够精确模拟数据中心的气流和温度。本文中，此模型的网格数量定为491800(element)/533689(nodes)，网格质量在0.6以上，92.3%的网格质量为0.95-1之间。

4.3 实测数据校验 CFD 模型

本文中关注的是机柜周围温度场的情况，所以根据机柜周围实测温度有侧重点地对数据中心CFD模型进行校验。CFD模型对机柜周围的温度场和速度场模拟精度要求较高，而对数据中心内其他空间没有很高的精度要求。而且，由于测点有限，详细实测了8个在不同机柜组的机柜的温度，根据机房管理人员提供的信息，同一机柜组的机柜都是功能相似、功率相似的机柜，所以在这里做一个假设：每个机柜组的四个机柜的功率默认为相同。

与机柜相关的两个温度非常重要，决定了机柜的基本换热过程，一个是地板送风温度以及机柜进风侧的温度，二是机柜出风侧温度。前者决定了每个机柜所处环境的优劣，后者体现了机柜加热空气以及IT设备功率的情况。如果能够精确模拟这两个关键问题，那么模型的精确性就足够来研究数据中心内换热的问题。前者通过把实测的机柜进风侧1m处的温度和模拟的进风侧1m处的温度进行比较，然后调整地板开孔率以获得准确的进风侧1m处的温度。

在本数据中心有一个特殊的情况：不了解单个机柜的功率而只知道所有设备的总功率，粗略建模过程中只是假设把总功率平均分配到所有机柜，但这样的方法显然不能反映实际的情况。所以在这里根据1m处机柜出风侧的实测温度来调

整机柜的散热功率，从而使得机柜出风侧温度和实测的机柜出风侧温度相同，完成校验。

4.3.1 机柜进风侧校验

在粗略建模过程中，对开孔地板的开孔率默认为 0.35。但是实际情况是，这样模拟会导致不能够反映实际地板送风速度，因为地板下方空间布线情况复杂，会影响每个开孔地板送风速度，模拟的时候没有条件模拟出地板下方复杂的几何空间，但可以通过对地板开孔率的调整，使得地板送风速度调整到实际的情况。由于地板送风温度基本恒定不变，所以送风地板上方 1m 处的送风温度可以反映地板送风的速度。通过比较 CFD 模拟的开孔地板上方 1m 处的温度和实测开孔地板上方 1m 处的温度，并调整开孔率，以调整地板送风速度，使得模拟情况与实测情况近似，误差控制在 0.1℃ 以内。如表 4.2 和表 4.3 所示，调整前实测结果和 CFD 结果的偏差最大为 4.33℃，经过送风地板开孔率的调整，模拟和实测的最大误差为 0.09℃，控制在了 0.1℃ 范围之内。

表 4.2 开孔率调整前的结果

送风温度	16.59℃			
测点编号	CFD 模型中的 机柜的开孔率	实测结果℃	CFD 结果℃	偏差℃
24	0.350	18.07	19.83	1.76
21	0.350	18.60	20.29	1.69
25	0.350	22.59	20.31	-2.28
18	0.350	18.07	19.19	1.12
7	0.350	17.21	18.41	1.20
22	0.350	19.64	18.84	-0.80
26	0.350	22.42	18.09	-4.33

表 4.3 开孔率调整后的结果

送风温度	16.59℃			
测点编号	CFD 模型中的 机柜的开孔率	实测结果℃	CFD 结果℃	偏差℃
24	0.137	18.07	18.16	0.09
21	0.145	18.60	18.68	0.08
25	0.660	22.59	22.56	-0.03
18	0.218	18.07	18.15	0.08
7	0.209	17.21	17.30	0.09
22	0.439	19.64	19.54	-0.10
26	0.890	22.42	22.33	-0.09

4.3.2 机柜出风侧校验

在建模的过程中对功率进行粗放式的分配。即通过机房 IT 设备的总功率 215kw，平均分配到每个机柜，假设大机柜的功率为小机柜的两倍，可得平均每个小机柜功率为 2000W，大机柜功率为 4000W。这种粗略的分配方式的功率和实测温度的差距很大，如表 4.4 所示：

表 4.4 粗放式功率分配的模拟结果与实测结果的比较（单位：℃）

送风温度	17.72		15.29		16.77		平均误差
测点编号	实测结果	CFD 结果	实测结果	CFD 结果	实测结果	CFD 结果	
1	26.49	26.31	25.34	24.13	25.96	25.48	0.62
2	30.54	27.43	29.02	25.21	30.07	26.59	3.47
6	23.94	26.69	23.18	24.50	23.70	25.86	-2.08
12	22.20	26.16	20.94	24.14	21.31	25.39	-3.75
14	27.26	26.27	26.58	24.59	27.10	25.64	1.48
15	20.11	26.31	19.16	24.39	19.74	25.58	-5.76
17	29.49	27.41	28.62	25.16	29.40	26.54	2.80
19	30.20	25.85	29.34	23.65	29.73	25.03	4.91

可以看到，粗略分配的功率和实测温度的差距很大。根据实测的结果与 CFD 结果的差值，对相应的 IT 设备功率进行调整，使其与实测结果尽量接近，但是保持 IT 设备功率总和不变。调整的目标是：每一个温度记录点在三个送风温度的情况下，CFD 模拟的结果与实测结果平均相差 $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$ 之内。表 4.5 是修正后机柜功率以及侧修正后的机柜出风侧温度的误差情况。

表 4.5 粗放分配功率下的出风侧温度误差和机柜功率修正后的出风侧温度误差

测点编号	实测 $^{\circ}\text{C}$	初始功率(W)	误差 $^{\circ}\text{C}$	修正后的功率(W)	误差 $^{\circ}\text{C}$
1	26.49	2000.0	0.62	2167.5	0.02
2	30.54	4000.0	3.47	5788.4	-0.02
6	23.94	2000.0	-2.08	1462.0	0.02
12	22.20	2000.0	-3.75	1029.4	-0.02
14	27.26	4000.0	1.48	4736.6	0.04
15	20.11	2000.0	-5.76	534.5	0.07
17	29.49	2000.0	2.80	2725.4	0.07
19	30.20	4000.0	4.91	6546.9	-0.04

从表 4.5 可以看到, 每个测点在三个温度下和实测温度的平均误差控制在 $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$ 的范围内。在 IT 设备总功率为 215kw 情况下校验完成。

下面根据校验后的模型考察设备总功率在最低的 172kw 和最高的 258kw 时, CFD 模拟结果是否也能和实测结果相似, 即平均误差控制在 $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$ 的范围内, 如表 4.6 和表 4.7 所示。

表 4.6 在 258kw 的情况下实测与模拟的误差 (单位: $^{\circ}\text{C}$)

送风温度	17.72		15.29		16.77		平均误差	最大误差
测点编号	实测	CFD	实测	CFD	实测	CFD		
1	28.27	28.56	26.95	26.39	27.60	27.73	0.05	-0.56
2	32.94	33.16	31.26	30.96	32.33	32.32	0.03	-0.30
6	25.19	25.71	24.11	23.53	24.90	24.87	0.03	-0.58
12	23.22	23.23	21.73	21.25	22.24	22.47	0.08	-0.48
14	29.33	29.52	28.38	27.90	28.89	28.91	0.09	-0.48
15	20.65	20.99	19.65	19.00	20.17	20.24	0.08	-0.65
17	31.84	32.28	30.60	30.03	31.39	31.40	0.04	-0.57
19	32.83	33.28	31.80	31.21	32.49	32.50	0.04	-0.59

表 4.7 在 172kw 的情况下实测与模拟的误差 (单位: $^{\circ}\text{C}$)

送风温度	17.72		15.29		16.77		平均误差	最大误差
测点编号	实测	CFD	实测	CFD	实测	CFD		
1	24.96	25.18	23.35	22.90	24.13	24.26	0.03	-0.45
2	27.70	28.13	26.58	26.44	27.91	27.82	-0.07	0.43
6	22.77	23.21	21.78	21.27	22.53	22.64	-0.01	-0.51
12	21.63	21.61	19.99	19.60	20.73	20.86	0.09	-0.39
14	26.01	26.19	24.41	24.20	25.26	25.24	0.02	-0.21
15	19.76	19.97	18.33	17.99	19.17	19.29	0.00	-0.34
17	27.07	27.47	26.10	25.74	27.05	27.10	-0.03	0.40
19	27.88	28.20	26.55	26.09	27.44	27.43	0.05	-0.46

综上所述, 在送风温度为 $[15.29, 17.72]^{\circ}\text{C}$, 功率为 $[172, 258]\text{kw}$ 的范围内, 此 CFD 模型模拟机房的机柜进风侧温度和出风侧温度的绝对误差的范围是 $[-0.78, 0.40]^{\circ}\text{C}$ 。至此, CFD 模型校验完成。

4.4 改造前后数据中心热工环境指标计算

结合第 3 章中的数据中心热工环境指标和本章节中校验准确的 CFD 模型, 来对苏州某银行数据中心的热工环境指标进行计算和比较。分别对改造前的指标进行分析, 得到若干改造的策略, 应用 CFD 模拟若干改造策略, 并且计算比较各改造策略下热工环境指标, 选择最优的改造策略。根据本章节分析的结果, 对于温度相关指标、气流组织相关指标和能耗相关指标, 分别选择最有代表性的 RCI、RTI 和 SHI 来进行计算和分析。

4.4.1 改造前数据中心指标的计算:

回风指数 RTI 值的计算: RTI 的公式为 $RTI = [T_{\text{RETURN}} - T_{\text{SUPPLY}}] / \Delta T_{\text{EQUIPMENT}} \times 100\%$, 其中, T_{RETURN} 要求机柜出风侧上方有回风的吊顶才能对此机柜进行 RTI 的计算。在 24 组机柜中, 满足这个要求的有 1, 2, 3, 4, 5, 6, 13, 14, 15, 16, 22, 23, 24 这 13 组机柜。分别计算这 13 组机柜的 RTI 指数。

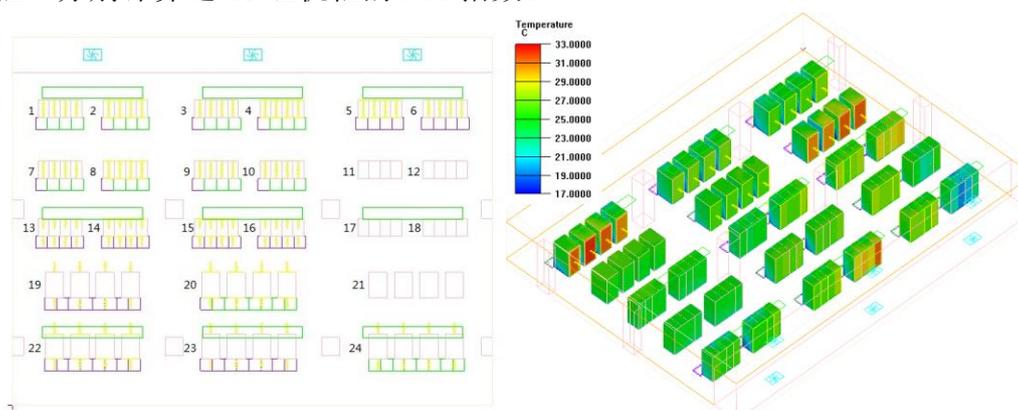


图 4.6 改造前数据中心布局和模拟结果

表 4.8 13 组机柜的 RTI 计算结果

机柜组编号	$T_{\text{RETURN}}/^{\circ}\text{C}$	$T_{\text{SUPPLY}}/^{\circ}\text{C}$	$T_{\text{BACK}}/^{\circ}\text{C}$	$T_{\text{FRONT}}/^{\circ}\text{C}$	RTI
1	23.01	17.10	20.17	18.16	2.9403
2	26.44	16.91	27.26	19.29	1.1957
3	28.74	16.92	30.20	19.95	1.1532
4	26.51	17.01	26.56	18.81	1.2258
5	25.50	16.97	25.67	18.18	1.1389
6	25.59	17.48	25.99	18.46	1.0770
13	27.84	17.21	29.15	22.81	1.6767
14	27.84	16.82	28.39	22.59	1.9000
15	26.13	16.92	27.06	20.68	1.4436
16	24.80	16.78	24.86	20.22	1.7284
22	26.07	17.34	27.43	20.42	1.2454
23	26.10	17.45	27.86	19.29	1.0093
24	28.74	17.54	31.27	18.92	0.9069

RTI 普遍大于 1, 说明机房再循环现象比较严重。RTI 的平均偏移量(与 100% 相比)为 0.399。供热指数 SHI 和回热指数 RHI 的计算: 根据式 (3.3)、式(3.4) 计算 Q 和 ΔQ 的值。再根据计算 RTI 时已经从 CFD 模型中得到的 T_{RETURN} , T_{SUPPLY} , T_{BACK} , T_{FRONT} 的值, 可得 $Q=54909.0Cp$; $\Delta Q=21640.5Cp$, 再根据式 (3.1)、式(3.2) 计算得到: $SHI=0.2827$; $RHI=0.7173$ 。机架冷却指数 RCI_{HI} : 按照 ASHRAE TC 9.9 标准中的 A1 标准(允许温度 15-32℃: 建议温度 18-27℃), 根据各个测点的实测数据和 A1 标准, 根据式 (3.7) 计算, 可得: $RCI_{HI}=92\%$ 。

4.4.2 改造方案 1: 机柜通道加隔板

由于机房没有设置冷热通道, 导致从南面机柜出风侧的热空气直接和北面机柜进风侧冷空气混合, 导致能效降低。基于这种情况, 提出了在有冷热空气混合的区域添加隔板, 以防止冷热空气提前混合的情况, 如图 4.6 所示, 橙色的线段为添加的隔板, 隔板的物理建模类型为 partition, 尺寸为 $6m \times 2.5m$, 厚度忽略不计。

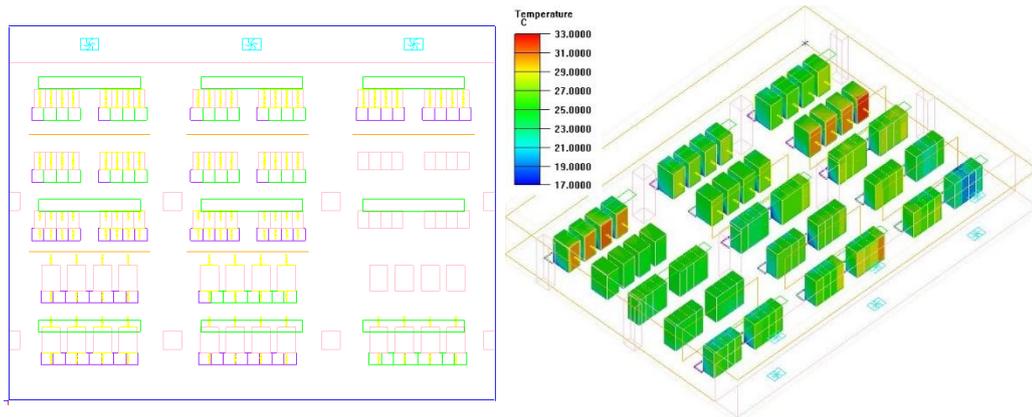


图 4.7 在通道内添加隔板以防止冷热量提前混合

重复 4.4.1 的计算步骤, 可得: $Q=55993.5Cp$; $\Delta Q=21240.18Cp$; $SHI=0.2750$ $RHI=0.7250$; RTI 平均偏移 44.83%; 由于此模型不是数据中心实际的模型, 计算机架冷却指数和 4.4.1 中用实测数据计算有所不同, 而是通过模拟在 16-18℃ 不同送风温度下的温度超标的比例, 并且根据各实际送风温度的时间所占两天时间的比例, 对温度超标情况进行加权计算, 结合式 (3.7) 计算出 $RCI_{HI}=96\%$ 。

4.4.3 改造方案 2: 冷热通道布局并调整回风口位置

由于此数据中心不是典型的冷热通道布局, 导致冷量利用率不高, 冷热空气提前混合问题严重, 所以在不改变其他参数的条件下改变数据中心的布局: 改变第二、第四排机柜的朝向, 创造出两个冷通道和两个热通道, 并微调回风口的位

置，使回风口位置处于热通道的中心，如图 4.7 所示：

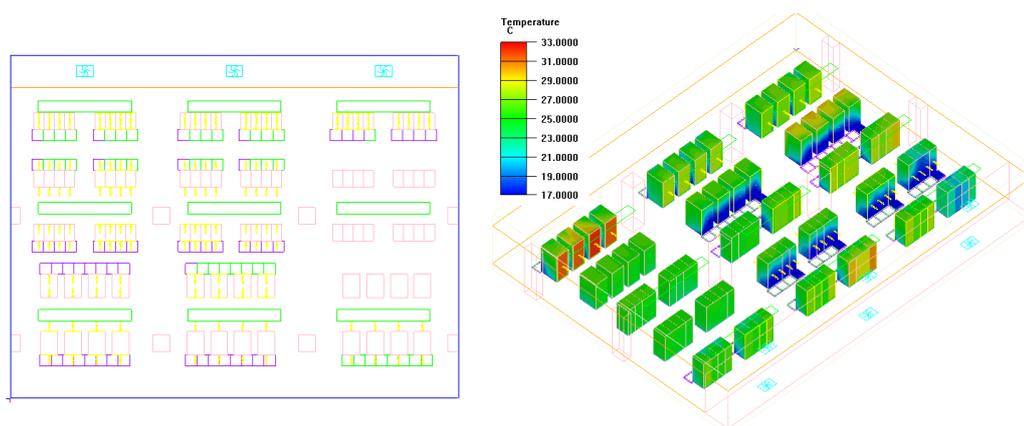


图 4.8 冷热通道布局

重复 4.4.2 的计算步骤，可得： $Q=56056.5Cp$ ； $\Delta Q=20686.5Cp$ ； $SHI=0.2696$ ； $RHI=0.7304$ ；RTI 平均偏移 49.82%；机架冷却指数 $RCI_{HI}=97\%$ 。

4.4.4 改造方案 3：功率分配优化、开孔地板增加

由于数据中心内有几个机柜没有放置 IT 设备，如图 4.7 所示的第五第六列的第二至第四排机柜，所以考虑到把一些 IT 设备尽量均匀分配到所有机柜中去，以提高冷却的效果并缓解大温差的情况。具体操作是把出风温度高的几组机柜：第 2、3、4、19、24 组机柜中的设备均匀分配到未使用的机柜中。并把之前未投入使用的机柜进风侧前的地板改造成开孔地板。如图 4.8 所示：

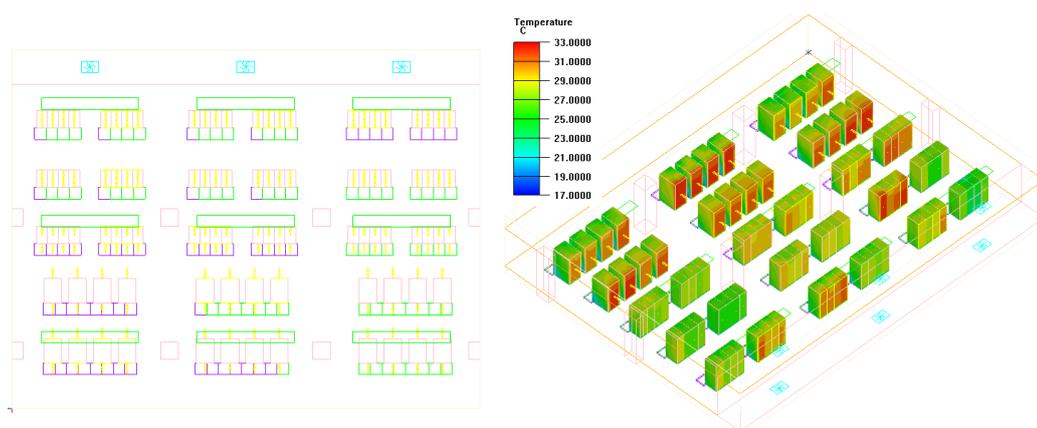


图 4.9 功率分配优化、开孔地板增加

重复 4.4.2 的计算步骤，可得： $Q=43321.5Cp$ ； $\Delta Q=35311.5$ ； $SHI=0.4491$ ； $RHI=0.5509$ ；RTI 平均偏移 84.40%；机架冷却指数 $RCI_{HI}=82$ ； $RCILO=100\%$ 。

4.5 改造方案的评价和比较

汇总 4.4.1-4.4.2 中的内容，对三种改造方案的效果进行总结和比较，得到表 4.9 中的结果：

表 4.9 三种改造方案的 RCI、RTI、SHI 的比较

	原始机房	加分隔板	冷热通道	功率分配优化
SHI	0.2827	0.2750	0.2696	0.4491
RHI	0.7173	0.725	0.7304	0.5509
RCI_{HI}	92.5%	96.1%	97.0%	82.8%
RTI 的平均偏移量	44.83%	39.94%	49.82%	84.40%

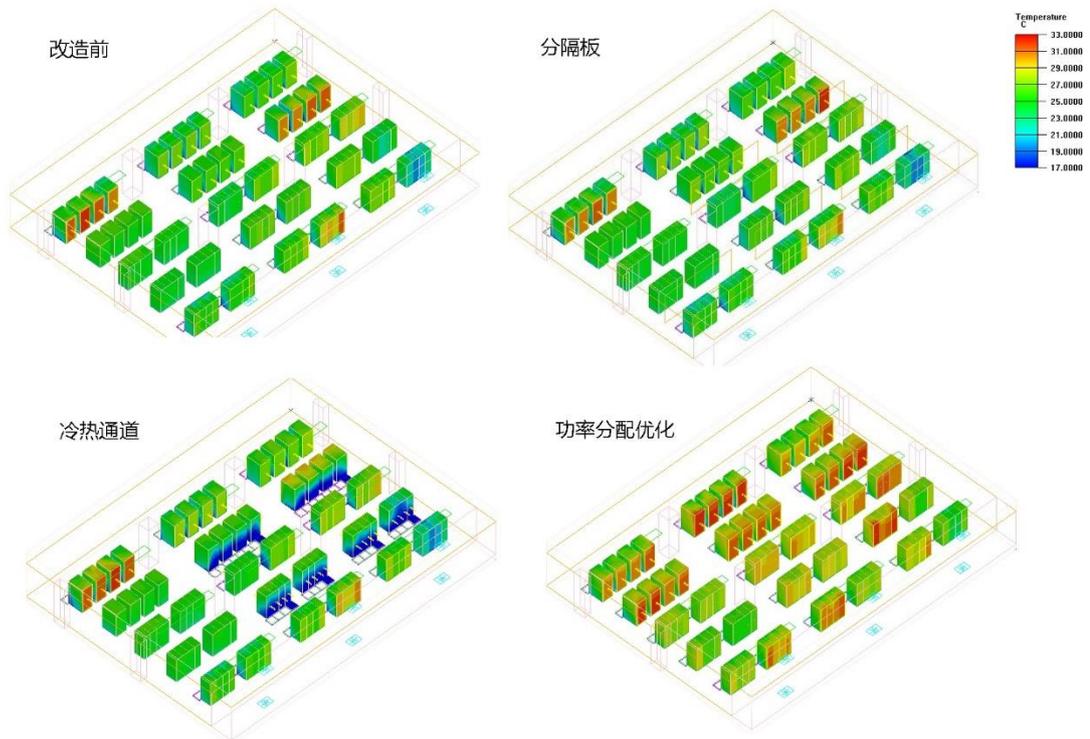


图 4.10 改造前、加分隔板、冷热通道布局和功率分配优化 CFD 模拟结果汇总

加分隔板的情况有利于供热指数 SHI 降低，说明更好地利用了冷量。同时，RTI 平均偏移量减少，说明这种优化方式能够减少空气再循环的现象。而且 RCI_{HI} 由于更加合理的布局 and 气流组织提高至 96%。

组织冷热通道的改造方式对于 SHI 的降低效果非常明显，更好利用了冷量。但是 RTI 的平均偏移量增大，说明空气再循环的现象程度增加。也能够使得超标温度减少， RCI_{HI} 增加至 97.0%。

增加开孔地板、且功率分配优化的改造方式使得气流组织混乱，SHI 升高，再循环现象非常严重。可以看到，RTI 指数反映机柜再循环现象更加严重了，因

为开孔地板数量增多导致气流组织发生变化,每个开孔地板的风量减少,送风速度降低,导致高处机柜不能很好地被冷却,以至于有再循环现象发生。较高的 SHI 值可以得知冷量的利用效率下降。这是由于冷量都用于加热低层机柜,而高层机柜一直处于再循环的状态。所以不建议使用这种改造策略。如果要增加开孔地板的数量,就要增加空调的送风量,尽量保持其他机柜的气流组织不受影响。

在第3章中提到了 RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标,下面将比较四种情况下的 RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标的值,结果如表 4.10 所示:

表 4.10 RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标对三种数据中心

	原始机房	加分隔板	冷热通道	功率分配优化
RCI	中	优	优	差
RTI	中	中	中	差
SHI	中	中	中	差
RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标分级	中	良	良	差
RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标打分	6.0	7.5	7.5	0

无论从上文中单独比较分析 RCI、RTI、SHI 的角度或者 RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标的角度分析,加分隔板和冷热通道布局都能够有效提高数据中心热工环境,两种改造方式的效果相似。而开孔地板增加并且功率分配优化的方式不可行。这证明了 RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标在此工程问题上的合理性,即 RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标的确能够综合反映该数据中心热工环境的情况,并且能够为数据中心的节能改造提供指导。如果要继续推广 RCI_{HI} -RTI-SHI 综合指标,需要更多的实验和工程实践来验证和调整,如微调此指标的一些权值或参数。

在加分隔板和冷热通道布局的选择上,如果考虑实际可操作,增加分隔板的施工难度更小;而增加冷热通道需要把几排 IT 设备和机柜的方向进行调整,而且需要改变开孔地板的位置。但是从成本上来说,增加冷热通道布局不需要增加和购置新的硬件或者设备,硬件投入成本较低。

所以综上所述,比较适合使用的节能改造策略是加分隔板和组织冷热通道。增加开孔地板和功率分配优化方法不适合适用于此数据中心内。而在进一步选择是加分隔板或组织冷热通道的问题上需要考虑施工可行性和成本问题:加分隔板成本较高但是施工难度低;组织冷热通道则相反。

本章节从实际数据中心改造的角度出发,建立了数据中心热工环境 CFD 模型并进行校验,得到准确的模型,为数据中心指标计算、对机房进行比较评价和机房改造的选择提供了基础。数据中心热工环境指标能够为改造方案定量打分,帮

助机房决策者使用最合理的机房改造方案。利用数据中心热工环境指标来指导数据中心评价、设计、改造是未来科学设计机房的发展趋势。验证了笔者提出的 $RCI_{HI}-RTI-SHI$ 综合指标在某一个工程项目上的合理性，指出了某改造方案的不合理性并定量计算了另两个改造方案的优化效果，但是需要更多的实验和工程实践来继续验证指标的合理性以及调整综合指标的权值。

第 5 章 基于 CFD 和人工神经网络的数据中心热点预测和送风温度优化

第 4 章讨论了苏州某数据中心应用相关热工环境指标量化节能改造的效果。通过 CFD 模拟，并且利用数据中心热工环境指标，对苏州某数据中心的空间布局和 IT 设备能耗密度分配进行了优化。

在调研苏州某银行数据中心和南京某银行数据中心的过程中都发现了一个问题，即空调设定温度的问题。由于数据中心内传感器数量有限，机房管理人员只能够通过数据中心的全局温度作为参考来设置空调温度，然而这样的方式无法反映数据中心内大温差的情况，对于局部热点的问题无法及时探测。所以机房管理人员处于安全方面的考虑，把安全系数调到非常高的程度，使得机房的平均温度非常低，希望通过非常低的室内平均温度来消除热点。显然，这种热环境管理模式会造成数据中心内能源效率低、能源浪费的情况。如果能够根据机房内的实际情况，如送风温度和 IT 设备的功率，来实时优化空调送风温度，使得热点消除的同时又不至于温度降低太多。这种控制方式和用全局温度进行控制的方式相比，更加确保设备安全，而且能够适当提高送风温度，节约能耗。在第 5 章中，将通过神经网络结合 CFD 的方式，得到计算机平台上 Matlab 软件中计算数据中心热点和优化送风温度的 Simulink 程序。

第 5 章通过对典型数据中心离线 CFD 模拟数据结合在线实时人工神经网络，对数据中心的热点温度进行实时模拟、计算和预测。实现了 CFD 离线模拟结果的在线应用。可以在没有条件配备高密度温度传感器的机房中，仅通过空调送风温度和机柜功率来预测热点温度。本章建立了典型数据中心，在此基础上验证了基于神经网络的数据中心热点预测的可行性和准确性。

5.1 基于 CFD 和人工神经网络应用于数据中心的背景

把 CFD 和神经网络结合应用于数据中心热工环境有其特有的背景。首先是高密度连续运行的温度传感器在数据中心的阻碍。对于热点预测，最直接的方法是直接应用传感器进行测量。但在实际工程中，在数据中心内使用高密度连续运行的温度传感器有以下的要求和限制（1）电磁干扰有限制。数据中心对于机房内的电磁干扰在 EIA/ TIA-569 标准中有明确的限制，即综合布线区域内存在的电磁干扰场强不大于 3V/m 时，若大于 3V/m ，应采取防护措施。所以要求传感器的传输信号不能够超过 3V/m 的限制，即不能用高频信号来传输数据，

如大量使用 Zigbee 进行信息传输的传感器。(2) 供电方式有限制。传感器的供电方式有两种。一种是电池供电，一种是电源供电。电池供电的优点是布局灵活，不受线路的限制。缺点也非常明显：电池要经常更换。由于数据中心对于温度的要求非常严格，如果不及时更换传感器的电池，电池电量耗尽，没有及时探测到热点，可能烧坏 IT 设备，造成严重的后果。而且，电池供电的传感器会产生更换电池带来的额外费用。还有一种是电源供电。数据中心内电源一般仅供机柜中 IT 设备使用，而且一般设计时没有多余的插座供其他电器使用。所以，如果不是设计时就考虑到要为温度传感器供电，数据中心一般没有为传感器供电的插座。特别是在改造数据中心时，后期再添加电源供电的传感器基本是不可行的。(3) 大量使用传感器的成本非常高。

由于温度传感器在数据中心，特别是数据中心节能改造过程中使用的局限性和经济性等问题，使用 CFD 来进行实时数据中心温度预测的受到了人们的关注。如今随着 CFD 模拟技术的快速发展，CFD 的模拟精度越来越高，也越来越多的应用于数据中心的热工环境模拟中，CFD 的优点是无需传感器，只需建立符合实际情况的物理模型和边界条件，就能够模拟出较为精确的温度场，且可以用于优化设计，不用改变机房实际的形态就能对优化效果进行预判断。对于数据中心这类比较敏感、重要、不易发生变动的区域来说，CFD 是目前研究数据中心热环境优化的最主流的手段。然而，这也就引出了第二个问题：CFD 很难实现在线运行。

国内外对于数据中心气流组织 CFD 模拟研究数量多、涉及范围广，研究已经趋于成熟，但几乎所有的研究都是针对某一特定时刻和工况下数据中心进行研究，很少有学者在线、实时运用 CFD 模拟的结果来监测温度场，或者把 CFD 结果运用在机房实时控制的研究中。这是由于 CFD 的特点所决定的：CFD 模拟从生成几何模型和网格、设置边界条件到迭代运算结果，步骤繁琐、建模复杂、计算和迭代耗时长、周期长，无法运用于实时监测，若应用于实时监测中，其延迟将会使得“实时”两字失去意义。以本文中的典型数据中心模型来说，对于普通的 i5 的 CPU 和 4G 内存微型机，计算 15 万网格的数据中心模型，需要大约 15 分钟的时间。也就是说，每隔 15 分钟才能计算出 15 分钟前的数据中心的温度。不能够实现“实时”的功能。如果出现严重热点问题，不能够及时探测和排查，会造成 IT 设备的损坏。于是把 CFD 与人工神经网络结合起来的想法应运而生。

人工神经网络 (artificial neural network, 缩写 ANN) 是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型或计算模型。神经网络由大量的人工神经联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构，是一种自适应系统。现代神经网络是一种非线性统计性数据建模工具，常用来对输入和输出间复杂的关系进行建模，或用来探索数据的模式。

为了解决 CFD 在数据中心在线应用的问题, 本文提出了一种可行的方法: 应用离线的精确的 CFD 建模和在线的人工神经网络结合的方法, 来实现对温度的“计算”, 或者更精确地说是预测。本文提出了运用人工神经网络和 CFD 结合的方法, 来在线应用 CFD 的结果。其中, 人工神经网络的作用是实现 CFD 离线模拟集的扩展和延伸, 获得一个涵盖所有数据中心工况的 CFD 模拟结果的集合的“黑箱子”算法, 并且实现离线 CFD 结果的在线调用。在离线的状态下, 建立数据中心的模型, 离线进行 CFD 模拟计算, 把数据中心送风温度等关键参数和 CFD 模拟出的关键测点温度数据, 作为人工神经网络的训练数据来生成人工神经网络。此人工神经网络的输入参数是机房送风温度, 和 IT 设备功率, 输出参数是机柜出风侧的最高温度。训练完成后便可以实时调用人工神经网络, 来实现输入数据中心送风温度和功率等参数, 输出机柜的出风侧温度和热点等情况。相当于直接运用了离线 CFD 的模拟结果, 用于在线的热点和温度预测。

5.2 CFD 结合人工神经网络应用于工程实例的文献综述

人工神经网络是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型或计算模型。神经网络由大量的人工神经联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构, 是一种自适应系统。现代神经网络是一种非线性统计性数据建模工具, 常用来对输入和输出间复杂的关系进行建模, 或用来探索数据的模式。

CFD 与人工神经网络模型的结合, 通过前期应用 CFD 模拟的输入和输出结果作为训练集训练人工神经网络, 并建立人工神经网络模型, 在实际运用中便可以跳过 CFD 模拟的过程, 直接把自变量输入到训练好的人工神经网络模型之中, 便可以输出与 CFD 的模拟非常近似的结果。这样便解决了 CFD 计算时间长、无法快速、实时模拟的缺点。基于 CFD 的人工神经网络模型在很多工程领域中都有相关的应用。

文献[74]运用 CFD 和人工神经网络技术来优化封闭方腔和弧形腔的静态迷宫式密封。用实测和 CFD 模拟的封闭方腔静态迷宫式密封中的腔涡流损耗系数组成数据池, 利用人工神经网络来确定静态迷宫式密封的最佳配置。

文献[75]用 CFD 和人工神经网络, 建立了两相流在管内的压降模型。通过人工神经网络模型的三个输入变量 (气体和液体的流速、以及管道的倾斜角度), 可以精确预测通过管道的平均压降。

文献[76] 利用 CFD 模拟和 ANN 模型对 A357 铝合金大型复杂构件淬火槽内介质流场分布的优化设计。

徐巍等人[78]在文献中提出,为了改善室内办公场所的热舒适环境和减少能源消耗,应用计算流体力学(CFD)软件建立实验室研究模型,通过CFD实验模型数据训练人工神经网络,并用神经网络模型代替CFD模型。建立遗传算法目标函数,通过调整权重得到不同的优化结果。在保证精度的情况下减少遗传算法的计算量,最终得到室内控制参数的最优解。与直接在CFD模型上应用遗传算法相比,明显减少了计算量。通过修改室内空调送风口的布局和空调控制参数,使室内大部分工作人员获得满意的舒适度。实验结果表明,所选择的目标函数以及优化方法可以使室内工作环境的舒适度得到较大改善,并达到了节能的目的。

显然,基于CFD的人工神经网络模型已经广泛应用于各个领域的实际工程应用之中,包括室内气流组织预测评价的应用中。但从文献数量和质量上来看,涉及室内气流组织预测方向的论文数量非常之少,根据笔者广泛调研仅找到了三篇相关论文,除了文献[78],Song Zhihang等人[79]用送风地板开度、送风温度、流量和地板高度作为基于CFD的单隐藏层遗传网络模型的输入变量,来预测15个机柜的出风温度,并验证了其精确性。但在此研究中,并没有考虑IT设备功率变化的因素,模型没有突出重点、不够简化。而且没有根据温度场反推出合适的送风温度。

文献[77]结合了遗传算法GA和CFD仿真,用多个目标函数来预测和优化送风条件。优化室内流场形态需要系统地评价和预测送风温度和速度的影响。为了得到最佳的送风参数控制,传统的做法是模拟不同的送风温度和速度,然后模拟比较各个送风温度和速度下的温度速度场。文献[77]建立一个基于GA和CFD的耦合的模拟平台,通过训练,仅需根据室内几个关键测点的温湿度,可以得到精确的最佳送风温度和速度。论文进一步通过PMV来作为参数优化送风温度和速度。

基于CFD的人工神经网络模型在数据中心的热点预测和送风温度控制是一个全新的应用领域,涉及流体力学、计算流体动力学、智能控制、人工神经网络、遗传算法等多个领域。

本论文将建立一个突出数据中心用能和散热特点的、较为简化但抓住主要矛盾的模型,首先得到数据中心热点预测的CFD-ANN模型,其次通过预测到的温度场和热点情况反推出合适的送风温度和送风量,可以推出的送风温度和送风量来控制精密空调,最终预期达到的结果是:运用人工神经网络模型输入输出控制得到最优送风参数,既能消除热点、又能避免送风温度过低或者送风量过大造成能源浪费的现象。

5.3 BP神经网络

人工神经网络是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型或计算模型。神经网络由大量的人工神经联结进行计算。大多数情况下人工神经网络能在外界信息的基础上改变内部结构，是一种自适应系统。现代神经网络是一种非线性统计性数据建模工具，常用来对输入和输出间复杂的关系进行建模，或用来探索数据的模式。人工神经网络是一种具有高度非线性的超大规模连续时间动力学系统，神经网络可有效地实现输入空间到输出空间的非线性映射。寻求输入到输出间的非线性关系模型，是工程界普遍面临的问题。本章节中预测数据中心热点温度就是一个映射问题：寻求空调送风温度和 IT 设备功率，与数据中心内热点温度值的映射关系。

1943 年，法国心理学家 W. S. McCulloch 和数学家 W. Pitts 在美国《数学生物物理学简报》上发表了题为“神经行为中内在思想的逻辑运算”的论文，文中首次提出了模拟生物神经元的人工神经元模型（M-P 模型），开创了人类自然科学技术史上的一门新学科——人工神经网络的研究。

1986 年，Rumelhart、Hinton 和 Williams 在 Nature (London) 上发表了题为 Learning Representations of Back-Propagation Errors 《反向传播误差的学习描述》的学术论文，提出了多层前反馈网的反向传播 (BP) 学习方法。同年，由 Rumelhart 和 McClelland 编著的对神经网络发展产生深远影响的著作 Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition 《并行分布处理：认识微结构的探索》出版，这本书对反向传播 (BP) 算法的应用起到了巨大的推动作用。BP 算法已经成为最通用的多层感知器学习算法。

BP 神经网络的结构一般是多层的，与之相关的另一个概念是多层感知器。多层感知器除了输入层和输出层以外，还有若干个隐藏层。多层感知器强调神经网络在结构上由多层组成，BP 神经网络则强调网络采用误差反向传播的学习算法。大部分情况下多层感知器采用误差反向传播的算法进行权值调整，因此两者一般指的是同一种网络。

BP 神经网络的隐含层可以为一层或多层，一个包含 2 层隐含层的 BP 神经网络的拓扑结构如图 5.1 所示：

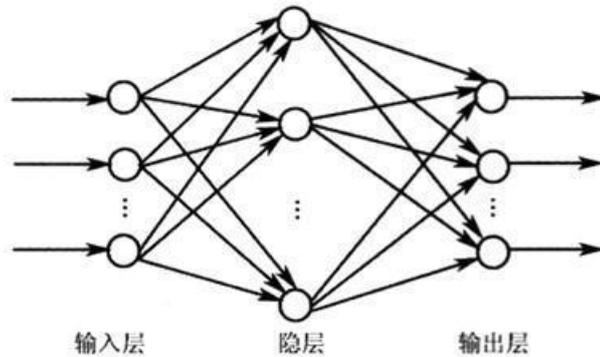


图 5.1 BP 神经网络的结构

5.3.1 BP 神经网络特点

BP 神经网络有以下特点：(1) 网络由多层构成，层与层之间全连接，同一层之间的神经元无连接。多层的网络设计，使 BP 网络能够从输入中挖掘更多的信息，完成更复杂的任务。(2) BP 网络的传递函数必须可微。因此，感知器的传递函数——二值函数在这里没有用武之地。BP 网络一般使用 Sigmoid 函数或线性函数作为传递函数。根据输出值是否包含负值，Sigmoid 函数又可分为 Log-Sigmoid 函数和 Tan-Sigmoid 函数。一个简单的 Log-Sigmoid 函数可由式(5.1)确定：

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (5.1)$$

其中 x 的范围包含整个实数域，函数值在 $0 \sim 1$ 之间，具体应用时可以增加参数，以控制曲线的位置和形状。Sigmoid 函数是光滑、可微的函数，在分类时它比线性函数更精确，容错性较好。它将输入从负无穷到正无穷的范围映射到 $(-1, 1)$ 或 $(0, 1)$ 区间去内，具有非线性的放大功能。以正半轴为例，在靠近原点处，输入信号较小，此时曲线上凸，输出值大于输入值；随着信号增大，非线性放大的系数逐渐减小。Sigmoid 函数可微的特性使它可以利用梯度下降法。在输出层，如果采用 Sigmoid 函数，将会把输出值限制在一个较小的范围，因此，BP 神经网络的典型设计是隐含层采用 Sigmoid 函数作为传递函数，而输出层则采用线性函数作为传递函数。(3) 采用误差反向传播算法进行学习。在 BP 网络中，数据从输入层经隐含层先后传递，训练网络权值时，则沿着减少误差的方向，从输出层经过中间层各层逐层向前修正网络的连接权值。随着学习的不断进行，最终的误差越来越小。

5.3.2 BP 网络的学习算法

确定 BP 网络的层数和每层的神经元个数以后，还需要确定各层之间的权值系数才能根据输入给出正确的输出值。BP 网络的学习属于有监督学习，需要一组已知目标输出的学习样本集。训练时先使用随机值作为权值，输入学习样本得到网络的输出。然后根据输出值与目标输出计算误差，再由误差根据某种准则逐层修改权值，使误差减小。如此反复，直到误差不再下降，网络就训练完成了。

修改权值有不同的规则。标准的 BP 神经网络沿着误差性能函数梯度的反方向修改权值，原理与 LMS 算法比较类似，属于最速下降法。此外，还有一些改进算法，如动量最速下降法、拟牛顿法等。

5.3.3 设计 BP 网络的方法

由于 BP 网络采用有监督的学习，因此用 BP 神经网络解决一个具体问题时，首先需要有一个训练数据集。BP 网络的设计主要包括网络层数、输入层节点数、隐含层节点数、输出层节点数及传输函数、训练方法、训练参数的设置等几个方面。

1. 网络层数：BP 网络可以包含一到多个隐含层。不过，理论上已经证明，单个隐含层的网络可以通过适当增加神经元节点的个数实现任意非线性映射。因此，对于大部分应用场合，单个隐含层可满足需要。但如果样本较多，增加一个隐含层可以明显减少网络规模。

2. 输入层节点数：输入层节点数取决于输入向量的维数。应用神经网络解决实际问题时，首先应从问题中提炼出一个抽象模型，形成输入空间和输出空间。因此，数据的表达方式会影响输入向量的温度大小。

3. 隐含层的节点数：隐含层节点数对 BP 网络的性能有很大影响。一般较多的隐含层节点数可以带来更好的性能，但可能导致训练时间过长，目前并没有一个理想的解析式可以用来确定合理的神经元节点个数，这也是 BP 网络的一个缺陷。通常的做法是采用经验公式给出估计值：

(1) $\sum_{i=0}^n C_M^i > k$, k 为样本数, M 为隐含层神经元个数, n 为输入层神经元个数。如果 $i > M$, 规定 $C_M^i = 0$ 。

(2) $M = \sqrt{n + m} + a$, m 和 n 分别为输出层和输入层的神经元个数, a 是 $[0, 10]$ 之间的常数。

(3) $M = \log_2 n$, n 为输入层神经元个数

4. 输出层神经元个数：输出层神经元的个数同样需要根据从实际问题中得到的抽象模型来确定。如在模式分类中，如果公有 n 种类别，则输出可以采用 n 个神经元，如 $n=4$ 时，0100 表示某输入样本属于第二类别。也可以将节点个数设

计为 $\lceil \log_2 n \rceil$ 个， $\lceil x \rceil$ 表示不小于 x 的最小整数。由于输出共有四种情况，因此采用而且输出即可覆盖整个输出空间，00、01、10 和 11 分别表示一种类别。

5. 传递函数的选择：一般隐含层使用 Sigmoid 函数，而输出层使用线性函数。如果输出层也采用 Sigmoid 函数，则输出值将会被限制在 (0, 1) 或 (-1, 1) 之间。

6. 训练方法的选择：BP 网络除了标准的最速下降以外，还有若干种改进的训练算法。训练算法的选择与问题本身、训练样本的个数都有关系。一般来说，对于包含数百个权值的函数毕竟网络，使用 LM 算法收敛速度最快，均方误差也比较小。但 LM 算法对于模式识别相关问题的处理能力比较弱，且需要较大的储存空间。串行或批量训练方式的选择，也是神经网络设计过程中需要确定的内容。串行方式需要更小的存储空间，且输入样本具有一定随机性，可以避免陷入局部最优。批量方式的误差收敛条件非常简单，训练速度快。

7. 初始权值的确定：BP 网络采用迭代更新的方式确定权值，因此需要一个初始值。一般初始值都是随机给定的，这容易造成网络的不可重现性。初始值过大或过小都会对性能产生影响，通常将初始权值定义为较小的非零随机值，经验值为 $(-2.4/F, 2.4/F)$ 或 $(-3/\sqrt{F}, 3/\sqrt{F})$ 之间，其中 F 为权值输入端连接的神经元个数。

确定上述参数后，将训练数据进行归一化处理，并输入网络中进行学习，若网络成功收敛，即可得到所需的神经网络。本文中直接运用 Matlab7.0 软件中的人工神经网络工具箱的 GUI 界面来建立人工神经网络模型。在 Matlab 中键入 nntool，可以调用出人工神经网络工具箱的 GUI 界面进行模型的定义、设置和训练。Matlab7.0 软件中的人工神经网络工具箱的 GUI 界面如图 5.2 所示：

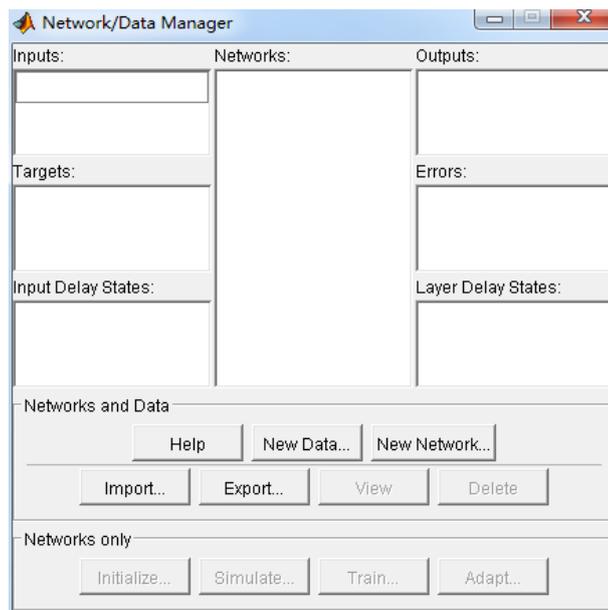


图 5.2 Matlab7.0 软件中的人工神经网络工具箱的 GUI 界面

5.4 基于神经网络的数据中心热点预测

5.4.1. 本节的研究方法和步骤

在 5.4 节中要解决的问题是：在某数据中心内，运用神经网络算法，仅通过空调送风温度和每列机柜的总功率这若干输入参数，得到机房内的机柜出风侧温度最高点的温度值。基于神经网络的数据中心热点预测模型的系统输入输出示意图如图 5.3 所示。

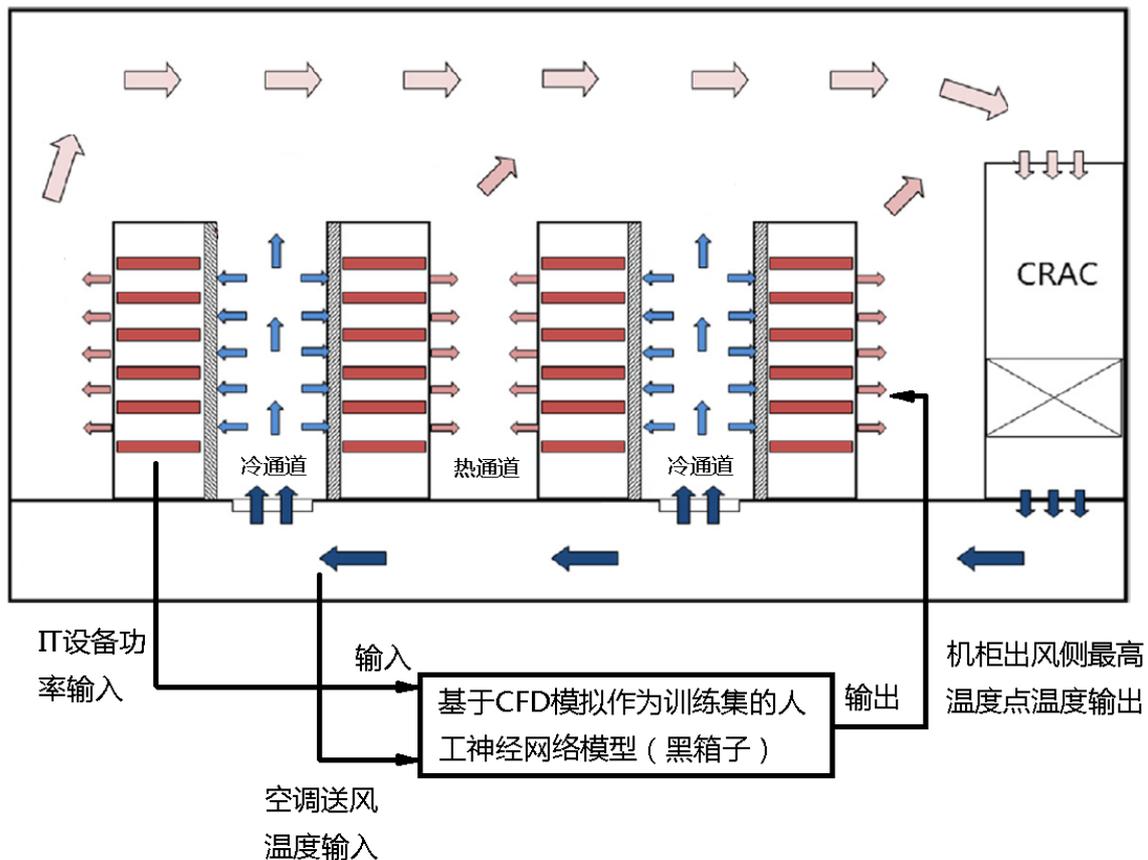


图 5.3 基于神经网络的数据中心热点预测模型的系统输入输出示意图

总的来说，有以下步骤：

1. 建立的典型数据中心模型作为研究对象。第 4 章中对于数据中心 CFD 模型建模方法和精确度已经有验证。只有模型精确了，CFD 结果才会精确。离线 CFD 结合神经网络的结果才会精确。

2. 做出若干假设：第一：假设只考虑显热负荷，因为数据中心显热负荷非常高潜热负荷可以忽略不计，而且主要研究的是气流组织分布和热点问题。第二：每一列的机柜中的 IT 设备用途相似，所以负荷情况相似。一般来说，在初设计的时候，一般情况下都会把相同用途的 IT 设备放在一列，便于管理。假设 IT 设

备的负荷情况相似。比如，在第一列中，机柜 1 是 80%的负荷运行，则机柜 2 也是 80%的负荷运行。第三：因为只关心 IT 设备和机柜的安全运行，所以只关心机柜周围的温度，假设温度最高点出现在机柜出风侧。第四：机房空调系统是定风量系统，这也是数据中心内常用的空调系统。

3. 人工神经网络模型的训练集的试算：通过试算来得到一些结论，用于简化人工神经网络的建模，得到三个非常重要的规律性结论用于简化人工神经网络

4. 人工神经网络训练集的确定：应用步骤 3 的结论通过少量的训练集能够衍生出大量训练集以覆盖数据中心运行的大多数工况。

5. 人工神经网络模型的建立过程和步骤：在 Matlab7.0 中的人工神经网络工具箱的 GUI 软件中建立模型、训练网络，收敛后可用于计算最高温度。并在 Matlab7.0 中的 Simulink 工具箱中建立整体的预测温度算法模型

6. 人工神经网络精确性验证：通过试算几个算例，比较 CFD 的结果和人工神经网络计算的结果，判断人工神经网络的精确度。

以下内容是建立人工神经网络用于预测热点温度的过程的展开。

5.4.2 典型数据中心模型建立

运用人工神经网络算法对 CFD 结果的在线调用的基础是建立典型数据中心模型。典型数据中心的作用是建立有一个有代表性的数据中心能够反映一般机房的基本热工环境和特点，可以代表大多数其他数据中心的共性，如果 CFD-ANN 能够在此机房中应用，那么在其他大多数机房也适用。以下将根据常见的数据中心的特点和设计标准，来确定典型数据中心的参数。

首先，确定典型数据中心是冷热通道布局的、下送上回的、高架地板送风吊顶回风的送回风形式。这是目前数据中心最常见的送回风形式和布局。

其次，按照 GB_50174-2008 电子信息系统机房设计规范的布局要求确定典型数据中心尺寸。“4.3.4 主机房内通道与设备的距离应符合下列规定：1. 用于搬运设备的通道净宽不应小于 1.5m。2. 面对面布置的机柜或机架正面之间的距离不应小于 1.2m；3. 背对背布置的机柜或机架背面之间的距离不应小于 1m；4. 当需要在机柜侧面维修测试时，机柜与机柜、机柜与墙之间的距离不应小于 1.2m。5. 成行排列的机柜，其长度超过 6m 时，两端应设有出口通道；当两个出口通道之间的距离超过 15m 时，在两个出口通道之间还应增加出口通道；出口通道的宽度不应小于 1m，局部可为 0.8m。6. 如既作为电缆布线，又作为空调静压箱时，地板高度不宜小于 400mm。[80]”由以上标准确定典型数据中心尺寸：高架地板高度：0.5m；机柜尺寸：0.6m*0.3m*2m；冷通道宽度：1.2m，热通道宽度：1m；机柜和外墙最近距离：1.2m；搬运设备的通道：3m。

从由浅及深研究问题的思路出发，从中小型数据中心着手研究，确定研究对象为典型的中小型的两个冷通道三个热通道的数据中心。由机柜的标准尺寸和 GB_50174-2008 标准确定机房尺寸：12m*9m*3.5m；机柜数量：4 列×11 台=44 台，如图 5.4 所示：

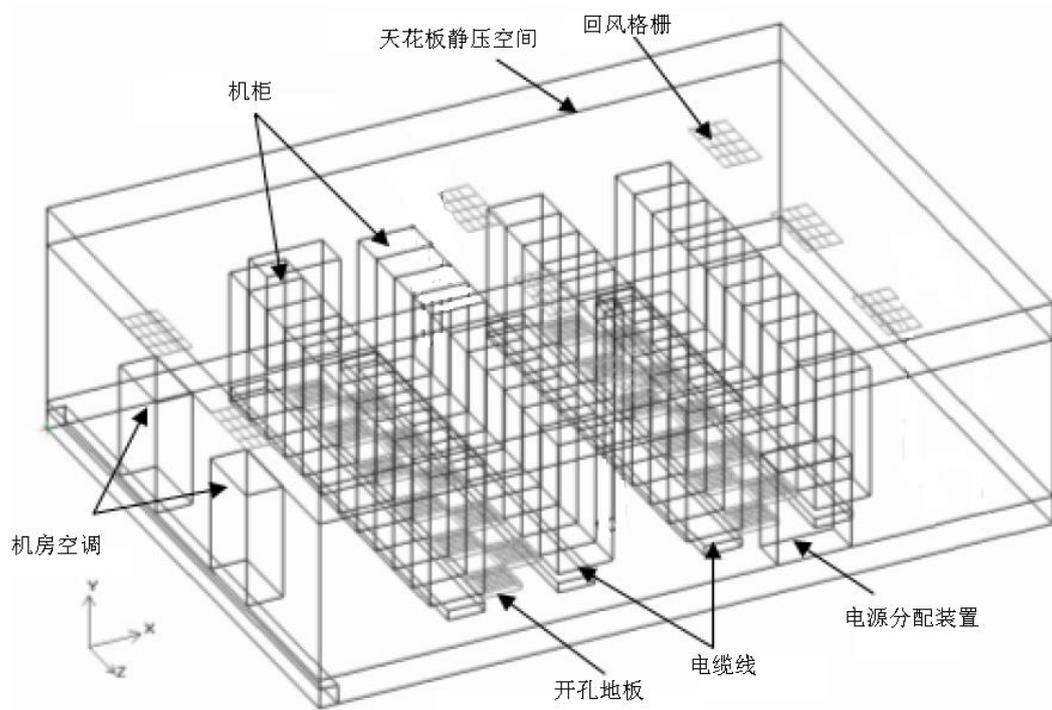


图 5.4 典型数据中心示意图

在 Airpak3.0 中建立典型中小型数据中心的物理几何模型，如图 5.5 所示，黄色矩形为机柜、左侧两列机柜为低功率密度机柜，散热功率为 3000W，风量为 450cfm，右侧两列机柜为高功率机柜，散热功率为 7000W，风量为 900cfm。紫色部分为开孔地板，开孔率为常用的 0.35 开孔率地板。绿色部分为电源分配单元 PDU。青色部分为空调向地板空间送风的送风口，根据气流组织的试算确定风量为 23692cfm(14.424kg/s)

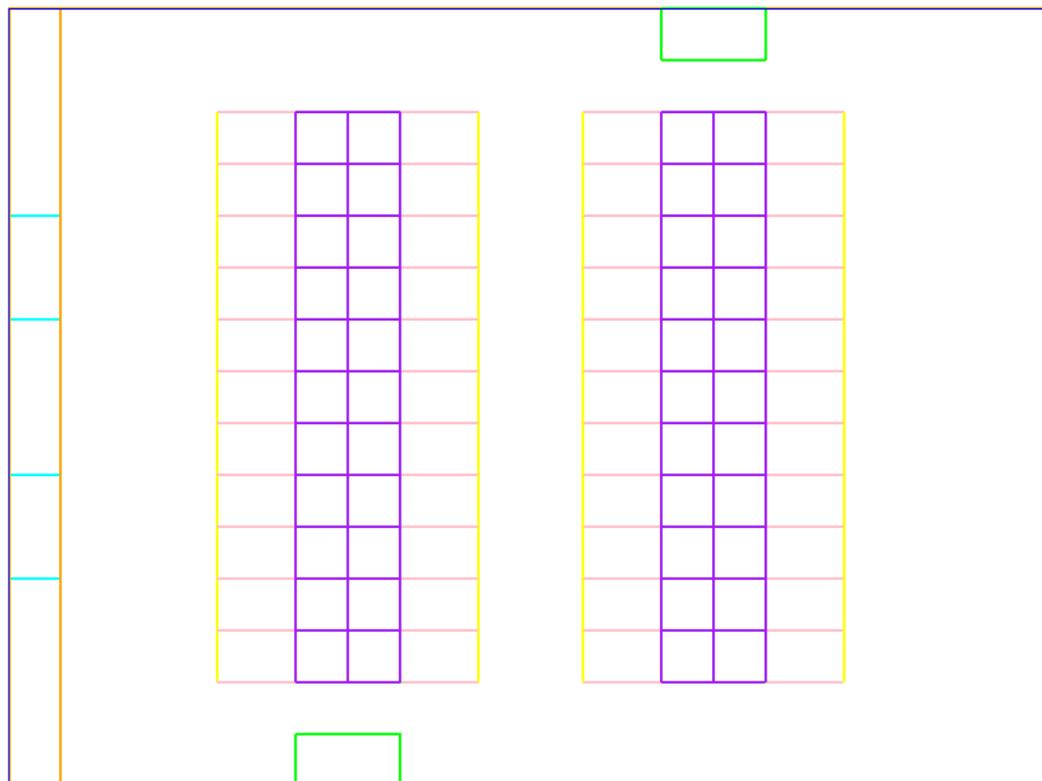


图 5.5 典型数据中心俯视图

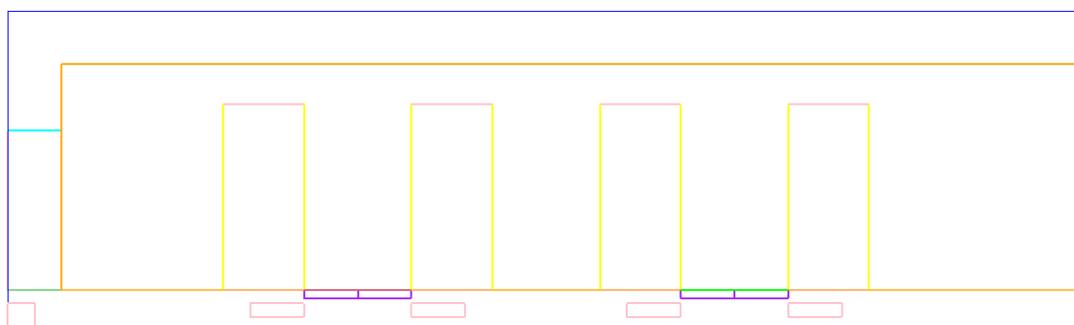


图 5.6 典型数据中心侧视图

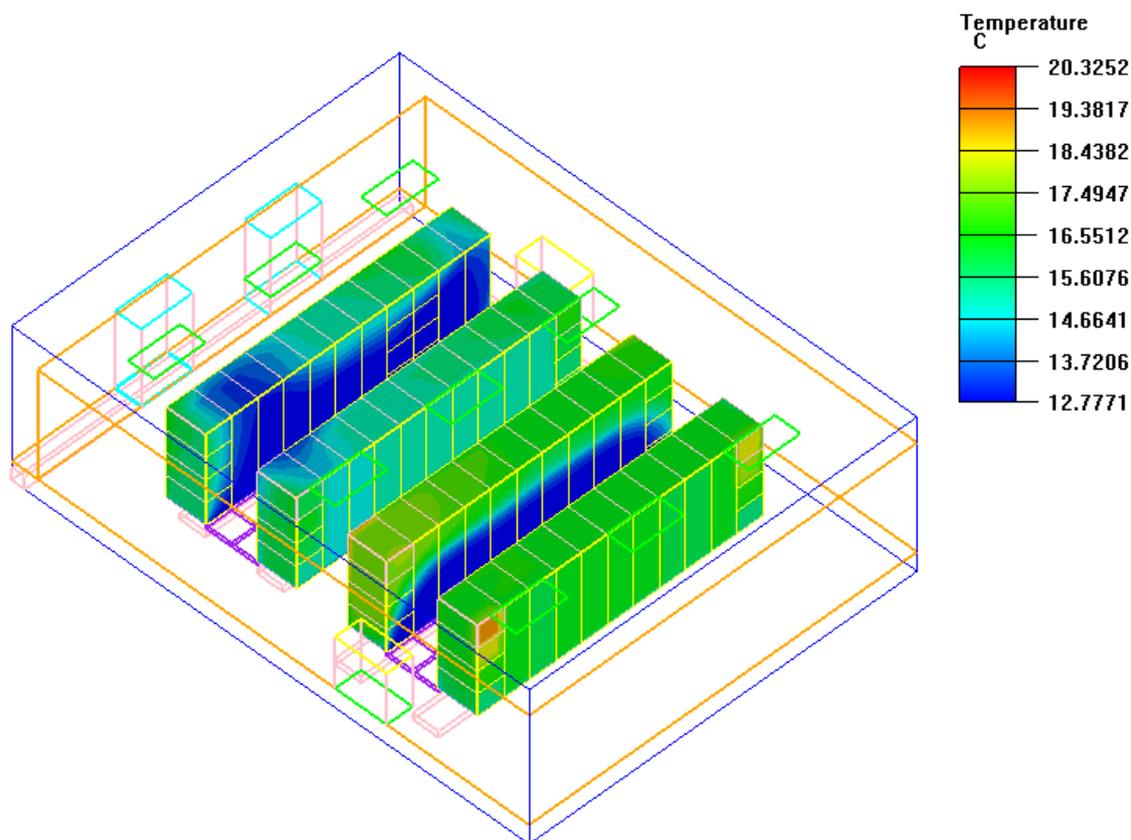


图 5.7 典型数据中心在送风温度为 12.77℃，IT 设备满负荷时的 CFD 模拟结果

5.4.3 用于典型数据中心的热点预测的人工神经网络模型的训练集的试算

用于热点预测的人工神经网络的输入为：1. 空调送风温度；2. 第一列机柜的功率；3. 第二列机柜的功率；4. 第三列机柜的功率；5. 第四列机柜的功率。人工神经网络的输出为：所有机柜中出风侧最高的温度。

为了考察对此人工神经网络简化的可能性，在建立此人工神经网络之前，对表 5.1 所示的 11 种工况进行模拟，记录每种工况下所有 44 个机柜出风侧的温度，以寻找一些有价值的规律，用于简化人工神经网络。

表 5.1 11 种试算工况的输入参数

	送风温度 ℃	第一列机柜 功率负荷%	第二列机柜 功率负荷%	第三列机柜 功率负荷%	第四列机柜 功率负荷%
工况 1	12.78	100	100	100	100
工况 2	15.00	100	100	100	100
工况 3	18.00	100	100	100	100

续表 5.1 11 种试算工况的输入参数

	送风温度 度℃	第一列机柜 功率负荷%	第二列机柜 功率负荷%	第三列机柜 功率负荷%	第四列机柜 功率负荷%
工况 4	12.78	50	50	50	50
工况 5	15.00	50	50	50	50
工况 6	18.00	50	50	50	50
工况 7	12.78	20	20	20	20
工况 8	15.00	20	20	20	20
工况 9	18.00	20	20	20	20
工况 10	15.00	20	20	50	50
工况 11	18.00	100	100	20	20

进行 11 次不同输入参数的 CFD 模拟，通过 CFD 模拟结果得到 11 组输出，每组输出有 44 个温度值，代表着此工况下所有 44 个机柜的出风侧温度，如附录 A 中的表 5.2-5.12 所示。

分析表 5.2-表 5.12 的结果，可以得到如下结论：

综合表 5.4、5.6、5.9、5.10、5.11、5.12 的结果，一列机柜功率的变化，对位于另一个冷通道的机柜温度的影响的平均值为 0.02℃，由此得到结论 1：在某个冷通道的机柜受其他冷通道的机柜功率的影响可以忽略不计。

综合表 5.2-5.10 的结果，相同 IT 设备负荷率的情况下送风温度和每排机柜最高出口温度进行线性回归，12 个线性回归的 R^2 指数的平均值为 0.999，可以得到结论 2：相同 IT 设备负荷率的情况下送风温度和每排机柜最高出口温度呈线性关系。

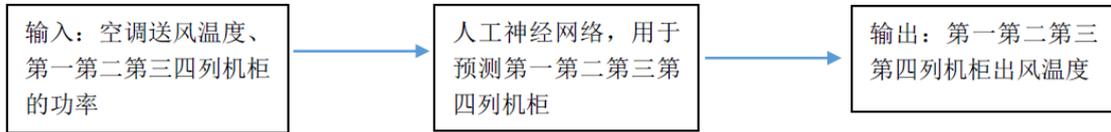
综合表 5.2-5.10 的结果，相同送风温度情况下，机柜负荷率和每排机柜的最高出风温度进行线性回归，12 个线性回归的 R^2 指数的平均值为 0.999，可以得到结论 3：相同送风温度的情况下，机柜负荷率和每排机柜的最高出风温度呈线性关系。

5.4.4 人工神经网络的简化

根据以上的三个结论，可以简化人工神经网络：大大减少所需训练数量，简化了人工神经网络的结构，也提高了其精确性。对于结论（1）：在某个冷通道的机柜受其他冷通道的机柜功率的影响可以忽略不计，可以通过两个独立的人工神经网络来分别预测两个冷通道上的机柜，如图 5.8 所示：把一个人工神经网络拆分成两个神经网络，用两个网络分别判断第一第二列机柜的最高温度，和第三第

四列机柜的最高温度，由人工神经网络的特性可知，这种方式简化了单个人工神经网络的结构，减少所需要的人工网络的训练数量，简化了人工神经网络的结构，也提高了其精确性。

优化前：



优化后：

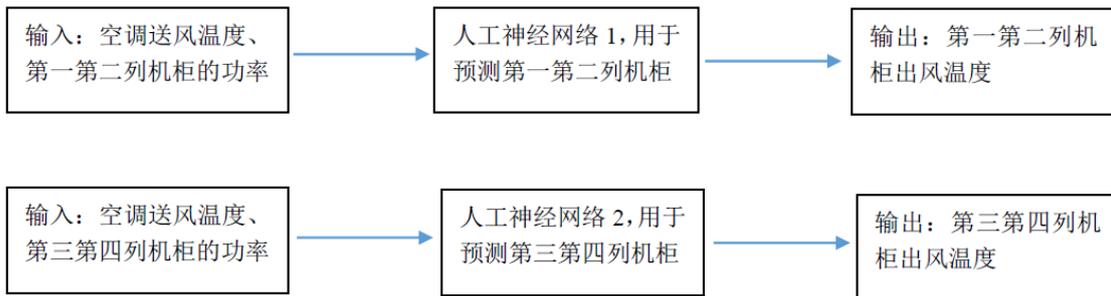


图 5.8 优化后的人工神经网络结构

对于结论 (2)：相同 IT 设备负荷率的情况下送风温度和每排机柜最高出口温度呈线性关系。这个结论可以增加训练集数量。例如，若已知空调送风温度为 12.78℃ 的某种工况下的机柜出风侧最高温度情况，也能够通过线性关系知道 15℃ 和 18℃ 时的机柜出风的温度。当用 CFD 模拟了一个工况得到一个训练集后，可以用此结论计算得到更多的训练集，而不是一个 CFD 模型对应一个训练集。增加了训练集的数量和生成效率。

对于结论 (3)：同一冷通道 IT 设备负荷率情况下，负荷率和每排机柜的最高出风温度呈线性关系。与 2 相似，当用 CFD 模拟了一个工况得到一个训练集后，可以用此结论计算得到更多的训练集，而不是一个 CFD 模型对应一个训练集。增加了训练集的数量和生成效率。

5.4.5 人工神经网络训练集的确定

在典型机房 CFD 模型中，通过改变送风温度和每列机柜的总功率，模拟获得这种情况下各个机柜出口温度和所有机柜中的最高温度。由于最关心的是最高温度，并且之后要根据此最高温度优化送风温度。所以作为人工神经网络的输出，只需要输出最高温度，而不用把 44 个机柜的出口温度都输出。上一小节中的三个结论也可以大大简化训练集的数量。

人工神经网络模型#1 用于计算第一列和第二列机柜的温度。训练集要基本覆盖所有可能出现的范围。首先通过以下的神经网络确定第一列机柜和第二列机柜在不同负荷下的温度情况。每个训练集代表着一次典型数据中心 CFD 模型的模拟结果。如表 5.13 所示，在送风温度为 12.78℃ 的情况下，9 中工况的 CFD 模拟结果。

表 5.13 送风温度 12.78℃ 下 9 种工况的最高温度模拟结果（单位：℃）

第一列负荷率/ 第二列负荷率	20%	50%	100%
20%	17.80	19.97	26.03
50%	20.76	21.27	26.01
100%	25.94	26.52	27.36

送风温度为 14℃、15℃、16℃、17℃、18℃、19℃ 和 20℃ 的结果可以根据上一小节中的结论（2）（相同 IT 设备负荷率的情况下送风温度和每排机柜最高出口温度呈线性关系）来确定。这样，不用 CFD 模拟又可以得到另外 63 个训练集。这样，在人工神经网络模型#1 中共有 72 个训练集用于训练此模型。输入参数为送风温度和第一列和第二列 IT 设备的负荷率，输出参数为第一列和第二列机柜的最高温度。相似地，建立人工神经网络模型#2，用于第三第四列机柜最高温度的预测模型。

仅通过 18 次 CFD 模拟的结果，获得了 144 组训练数据，对于三个输入变量和一个输出变量的人工神经网络的收敛是足够的。而且两个人工神经网络结构简单，易于收敛。

5.4.6 热点预测人工神经网络模型建立过程和步骤

选择人工神经网络类型：BP 算法 Feed-forward Backprop，此算法的优点和应用的成熟度已经在本章节初讨论过；训练方式：共轭梯度法（TRAINSNG）。其好处是当训练不收敛时，它会自动停止训练，而且耗时较其他算法（TRAINLM，TRAINGD）少，收敛更快；隐含层层数：1。理论上已经证明，单个隐含层的网络可以通过适当增加神经元节点的个数实现任意非线性映射。因此，对于大部分应用场合，单个隐含层可满足需要；隐含层节点数：7，这是根据训练样本数 $k=72$ ，以及估算公式： $\sum_{i=0}^n C_M^i > k$ ，可知，当 $M \geq 7$ 时，不等式成立。这里取隐含层节点数为 8；隐含层的传递函数：TANSIG；输出层的传递函数：PURELIN。一般隐含层使用 TANSIG 函数，而输出层使用线性函数。如果输出层也采用 TANSIG 函数，则输出值将会被限制在 (0, 1) 或 (-1, 1) 之间。在本文中输出明显不在这个范围内，

所以选择使用线性函数 PURELIN。具体的设置如图 5.9 所示。

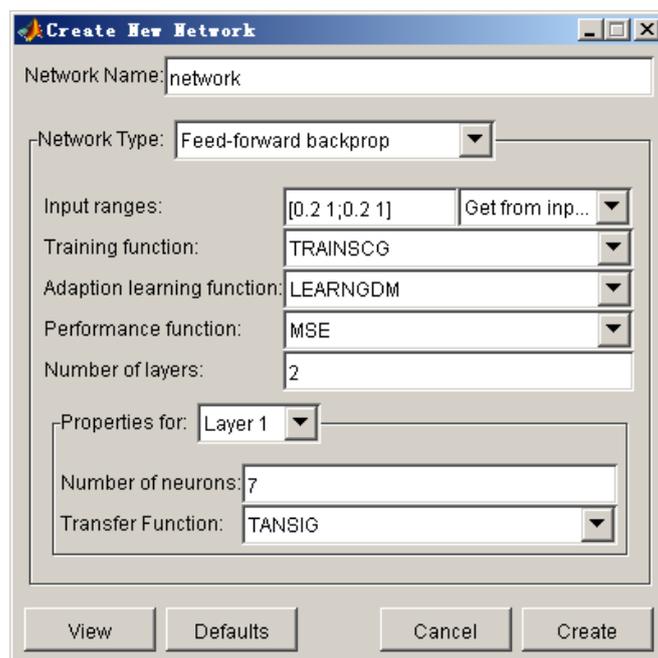


图 5.9 神经网络模型的建立过程中算法参数设置

残差设置在 $1e-10$ 为收敛。把 5.4.5 中通过 CFD 离线模拟得到的 72 个训练集，用于第一第二列机柜温度预测的人工神经网络模型的训练，训练过程如图 5.10 所示，迭代在 4212 步之后收敛。

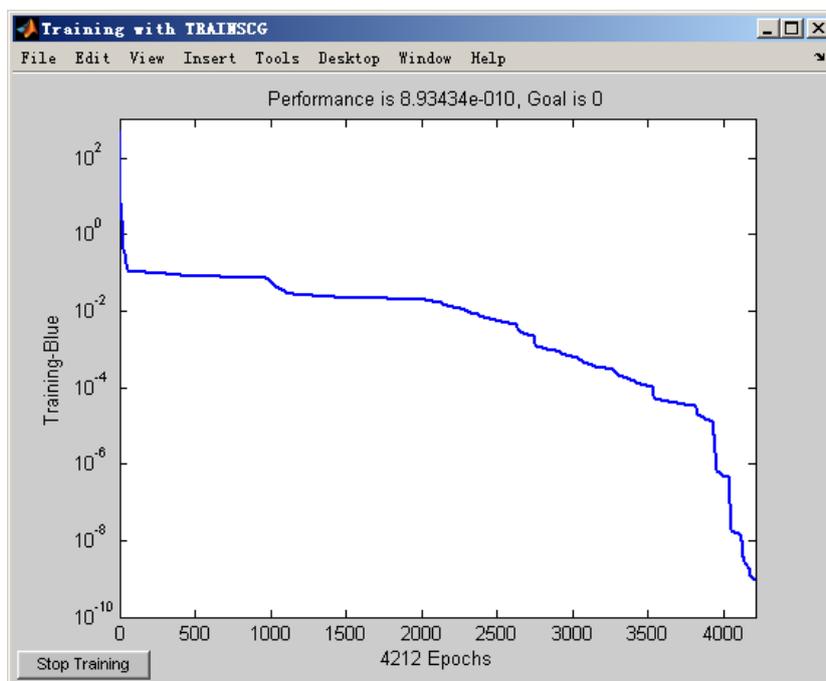


图 5.10 神经网络#1 迭代过程和结果

同样地，重复以上步骤得到第三第四列机柜温度预测的人工神经网络模型#2。

把人工神经网络#1和#2导入Matlab7.0中的Simulink，并且完善预测模型，如图 5.11，最左侧三个模块为三个输入模块：空调送风温度、每列机柜的功率，输出为机柜出风侧最高温度。蓝色的部分为核心的两个人工神经网络模型，分别预测的是第一第二列，以及第三第四列机柜出风的最高温度。最右侧的输出是所有机柜中出风最高的温度值，如图 5.12 所示。这样就可以在此界面下实现数据中心基于人工神经网络的热点预测的动态输入和输出。

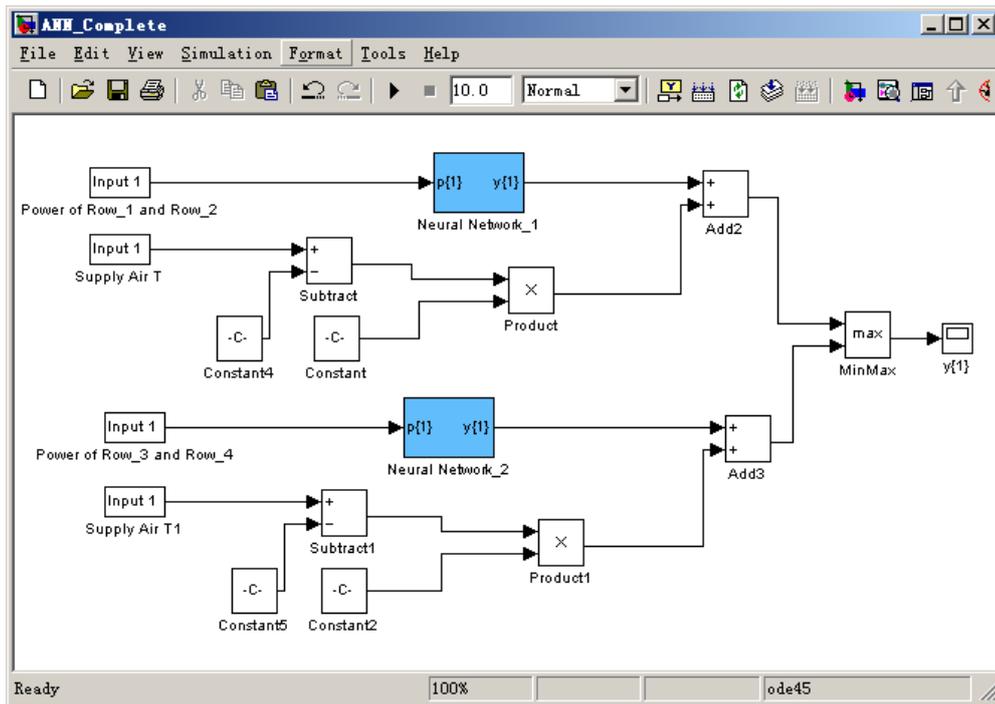


图 5.11 人工神经网络#1 和#2 导入 Simulink

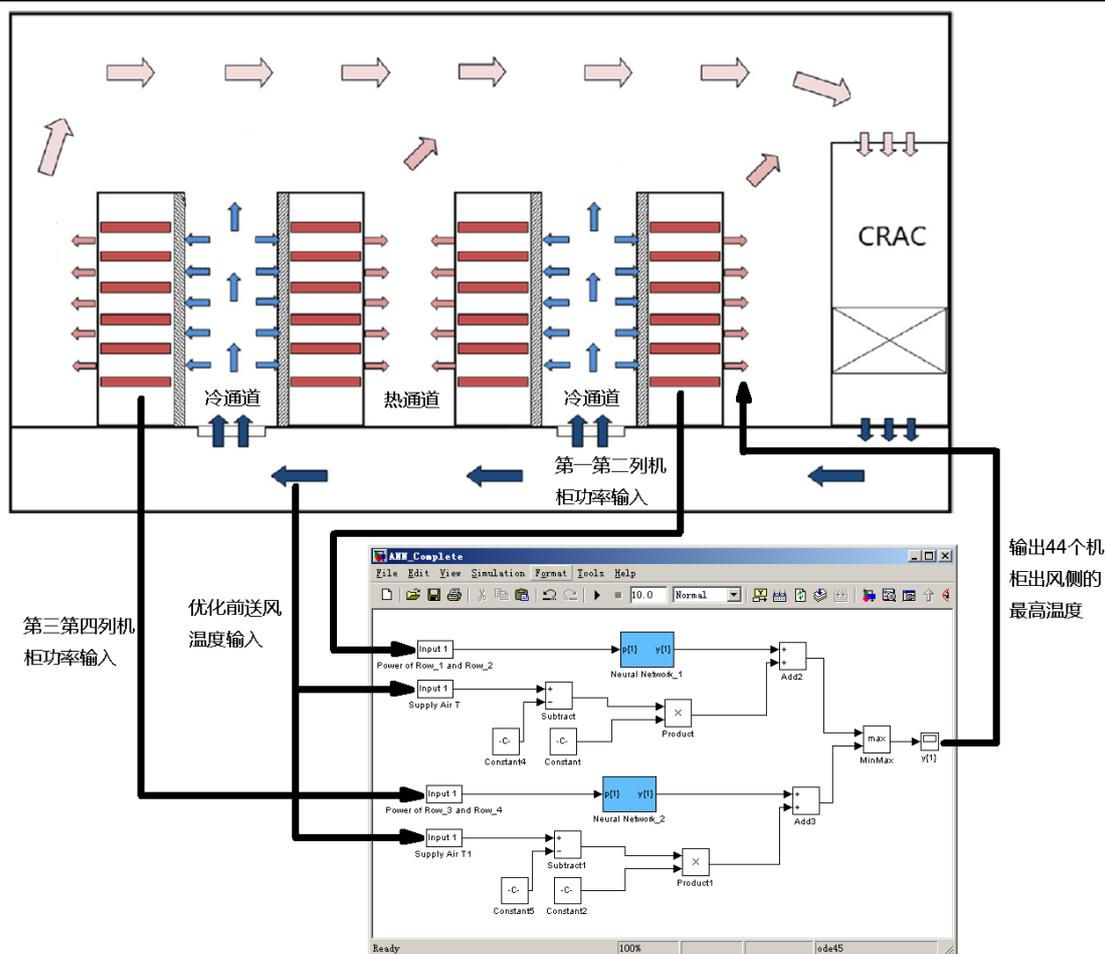


图 5.12 得到的典型数据中心热点预测人工神经网络的输入输出系统示意图

5.4.7 神经网络精确性验证:

对建立的热点预测神经网络进行精确性验证。比较由 CFD 模拟获得的结果与神经网络模型得到的结果。通过试算几种不同的随机生成的几种工况来确定热点预测模型的精确性，在图 5.10 中的“Power of Row_1 and Row_2”输入端输入第一列机柜和第二列机柜的负荷率，在“Power of Row_3 and Row_4”输入端输入第三列机柜和第四列机柜的负荷率，在“Supply Air T”的输入端中输入空调送风温度，运行后再在“y{1}”中得到结果，5 个工况的计算结果如表 5.14 所示：

表 5.14 5 种工况下 CFD 模拟结果和神经网络计算结果比较

	工况 1 (低送风温度, 高负荷)	工况 2 (低送风温度, 低负荷)	工况 3 (一般送风温度, 负荷不均)	工况 4 (高送风温度, 高负荷)	工况 5 (高送风温度, 低负荷)
空调送风温度℃	12	14	16	18	20
第一列机柜功率负荷%	88	33	93	96	38

续表 5.14 5 种工况下 CFD 模拟结果和神经网络计算结果比较

	工况 1 (低送风温度, 高负荷)	工况 2 (低送风温度, 低负荷)	工况 3 (一般送风温度, 负荷不均)	工况 4 (高送风温度, 高负荷)	工况 5 (高送风温度, 低负荷)
第二列机柜功率负荷%	92	29	91	87	35
第三列机柜功率负荷%	89	23	34	87	42
第四列机柜功率负荷%	95	21	20	94	39
CFD 模拟的最高温度 $^{\circ}\text{C}$	35.84	22.28	34.28	43.58	34.82
神经网络模型的最高温度 $^{\circ}\text{C}$	35.78	23.50	34.32	43.63	34.75
偏差 $^{\circ}\text{C}$	-0.06	1.22	0.04	0.05	-0.07
神经网络运算时间 s	<1	<1	<1	<1	<1
CFD 运算时间 s	876	923	934	903	930

由表 5.14 的五个试算结果可知, 神经网络预测的最高温度与 CFD 的结果相比, 平均相对误差和绝对误差分别为 0.88%、0.29 $^{\circ}\text{C}$, 最高偏差 1.22 $^{\circ}\text{C}$ 。从机房运行和 IT 设备温度的尺度看来是此误差在可接受的范围之内。但是神经网络的运算速度比 CFD 快 1000 倍以上。虽然牺牲了一些精确度, 但是计算速度的提高使得 CFD 的结果可以用于动态、实时的机房温度预测。解决了在数据中心内对 CFD 模拟结果离线使用的问题。

5.5 基于人工神经网络的送风温度优化模型

上述内容给出在已知送风温度和机柜功率的情况下预测热点的功能和算法, 而且验证了其精确性。5.6 节将讨论在预测出热点之后, 如何对空调送风温度进行优化。

由于传统数据中心制冷系统采用非常单一的温控方案, 一般是以数据中心的全局温度值作为温控依据值, 由于温度分布不均, 这种控制无法实时监测各个服务器机柜的温度值、无法反应数据中心内大温差的情况, 所以机房管理人员处于安全方面的考虑, 把安全系数调到非常高的程度, 使得机房的平均温度非常低, 希望通过非常低的室内平均温度来消除热点。显然, 这种热环境管理模式会造成数据中心内能源效率低、能源浪费的情况。如果能够根据机房内的实际情况, 如送风温度和 IT 设备的功率, 来实时优化空调送风温度, 使得热点消除的同时又不至于温度降低太多。这种控制方式和用全局温度进行控制的方式相比, 更加确保设备安全, 而且能够适当提高送风温度, 节约能耗。

不同送风温度和机柜功率的情况下,各个机柜出风侧的最高温度和数据中心最高允许温度作为输入,优化后的送风状态作为输出,以此建立人工神经网络模型用于送风温度优化控制。可以由各个机柜的最高温度来推出最佳送风参数,而不是以全局温度作为空调控制的依据,使得热点刚好消除,又不至于空调送风温度过低。当机柜功率突然增加且送风温度过高导致热点产生时,可以通过模型计算的优化送风温度及时消除热点。

由于两个冷通道之间的独立性,在本节中,也分别通过两个线性回归方程来分别得到两个优化的送风温度,使得每个冷通道的机柜的出风温度都控制在一定的温度范围之下,然后取两个针对各自冷通道的优化送风温度的最小值作为优化的送风温度。

送风温度优化人工神经网络模型的输入参数为当前空调送风温度、所有机柜功率的负荷率和机房内允许出现的上限温度;输出参数为优化后的空调送风温度。模型建立的思路如下:首先,根据上一小节中建立的热点温度预测模型预测当前机房内的最高温度。其次,通过离线的 CFD 模拟试算,通过线性回归得到当前机房内最高温度、当前空调送风温度、允许最高温度、和优化后的空调送风温度之间的关系。最后,依据上一步中确定的四个变量之间的关系,再根据模拟出的当前机房内最高温度、已知的当前空调送风温度和已知的允许最高温度,来最终计算得到优化后的空调送风温度。

第一步已经在上一小节中完成,这里不再赘述。第二步,得到当前机房内最高温度、当前空调送风温度、允许最高温度、和优化后的空调送风温度之间的关系:根据 5.4.4 中的结论 2:相同 IT 设备负荷率的情况下送风温度和每排机柜最高出口温度呈线性关系可知:可以通过确定 k 值来确定: ΔT 送风温度= $k \Delta T$ 机柜最高温度,的等式关系,即 $(T_{\text{优化后的送风温度}} - T_{\text{实际送风温度}}) = k (T_{\text{允许机柜最高温度}} - T_{\text{实际机柜的最高温度}})$ 的等式关系,即得到了: $T_{\text{优化后的送风温度}} = f(T_{\text{实际送风温度}}, T_{\text{允许机柜最高温度}}, T_{\text{实际机柜的最高温度}})$ 的函数关系式。最后,根据确定的关系式,再根据 $T_{\text{实际送风温度}}$ 、 $T_{\text{允许机柜最高温度}}$ 和 $T_{\text{实际机柜的最高温度}}$ 的值,最终计算得到 $T_{\text{优化后的送风温度}}$ 。

要注意的是,根据上文中讨论的内容,人工神经网络热点预测模型是拆分成两个子模型:预测第一列第二列机柜的热点预测模型和预测第三列第四列机柜的热点预测模型。因为建立送风温度优化模型是建立在热点温度预测模型的基础之上的,所以送风温度优化模型也是有两个人工神经网络模型组成,通过分别计算第一第二列机柜达到合适温度的空调送风温度和第三第四列机柜达到合适温度的空调送风温度,取两者的最小值,得到最优的空调送风温度。

下面将计算得到 k 值,以确定 $T_{\text{优化后的送风温度}} = f(T_{\text{实际送风温度}}, T$

允许机柜最高温度， T 实际机柜的最高温度) 的函数关系。根据之前计算的离线 CFD 模拟结果可得图 5.15 和 5.16。第一第二列机柜 ΔT 送风温度和 $=k_1 \Delta T$ 机柜最高温度的 k 值如图 5.13 所示：

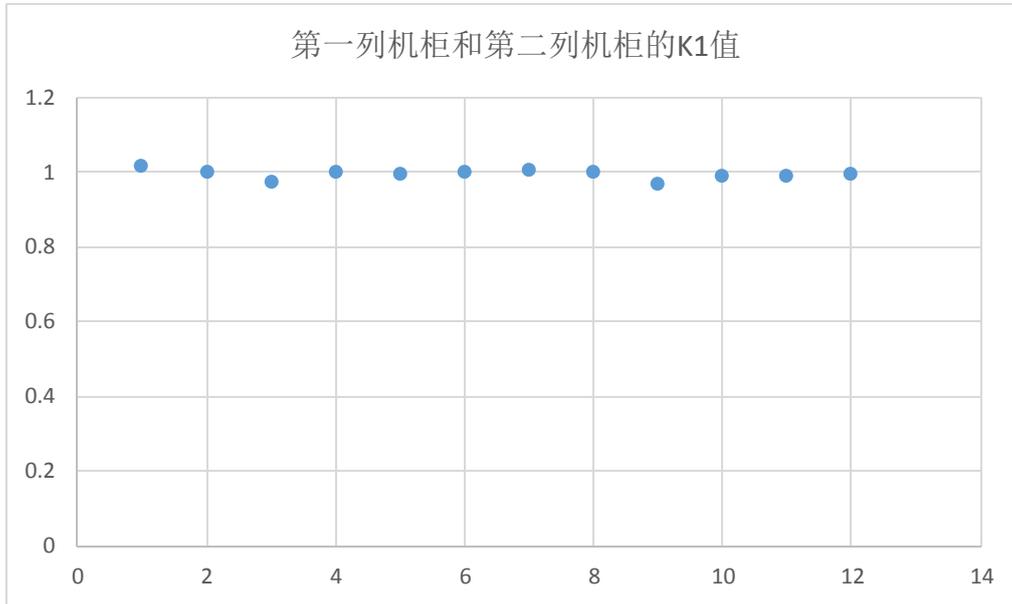


图 5.13 第一列机柜和第二列机柜 K 值

计算得 K_1 平均值为 1.00；同理可计算出 K_2 平均值为 0.98。根据 K 值就可以得到实际送风温度、允许机柜最高温度、实际机柜的最高温度，与优化送风温度的关系。即：对于第一列第二列机柜： T 优化后的送风温度 $= 1.00 * (T$ 允许机柜最高温度 $- T$ 实际机柜的最高温度) $+ T$ 实际送风温度；对于第三列第四列机柜： T 优化后的送风温度 $= 0.98 * (T$ 允许机柜最高温度 $- T$ 实际机柜的最高温度) $+ T$ 实际送风温度。由以上方程以及机柜最高温度、实际送风温度，以及允许最高温度，共同得到优化后的送风温度。把以上的关系体现在 Matlab7.0 的 Simulink 工具箱中，建立送风参数优化模型，如图 5.14 所示。

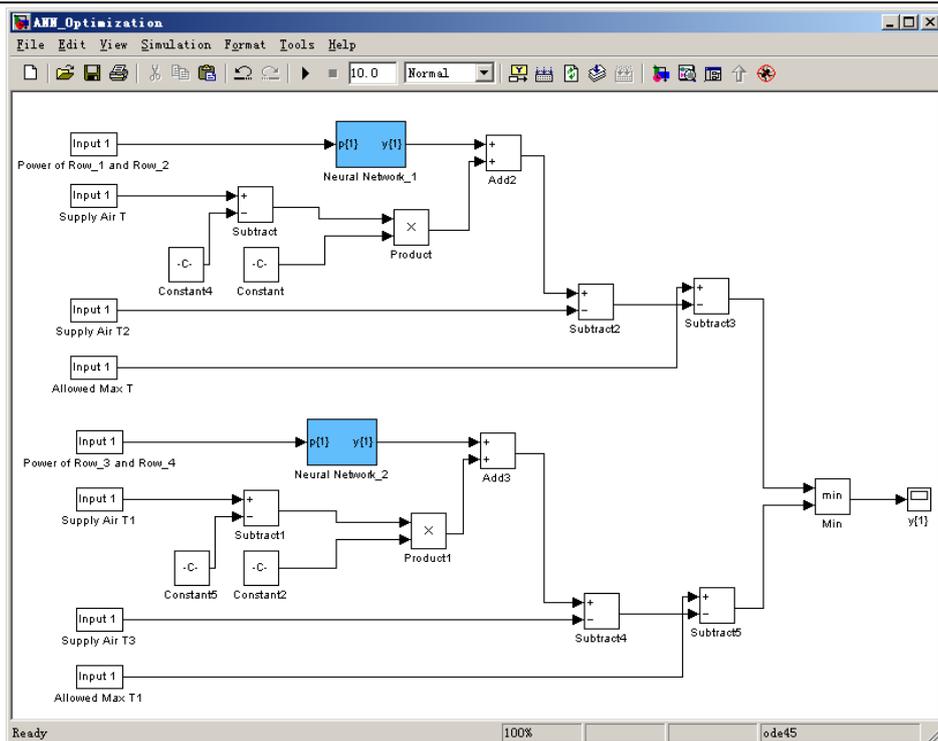


图 5.14 空调送风参数优化人工神经网络模型

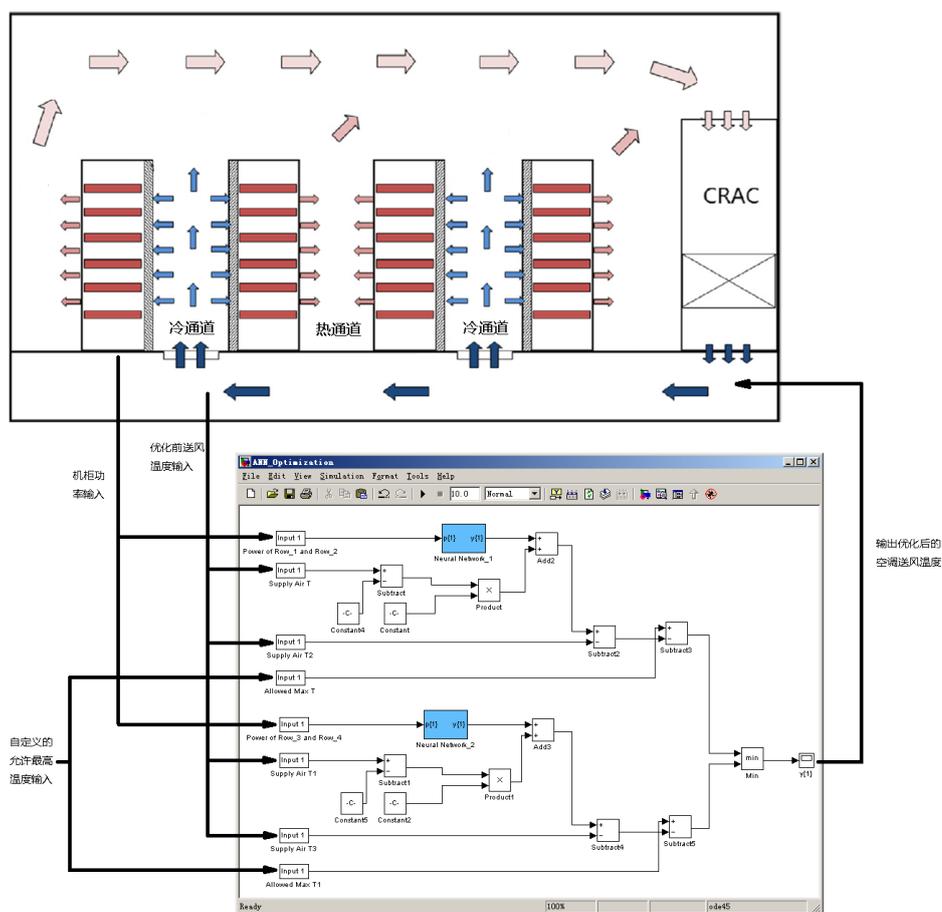


图 5.15 空调送风参数优化人工神经网络模型系统输入输出示意图

这样，对于典型数据中心的空调送风温度优化人工神经网络的模型建立完毕，下面将通过试算五种不同的工况来确定预测模型的精确性，如图 5.14，和图 5.11 相比，输入侧多了“Allowable Max T”用于输入允许的最高温度，五个工况的模拟结果如表 5.20 所示：

表 5.20 5 种随机工况下 CFD 模拟结果和人工神经网络计算结果比较

	工况 1 (高允许温度、高负荷)	工况 2 (低允许温度、低负荷)	工况 3 (高允许温度, 负荷不均)	工况 4 (高允许温度, 高负荷)	工况 5 (中等允许温度, 低负荷)
第一列机柜功率负荷%	88	33	93	96	38
第二列机柜功率负荷%	92	29	91	87	35
第三列机柜功率负荷%	89	23	34	87	42
第四列机柜功率负荷%	95	21	20	94	39
允许的最高温度℃	40	32	40	40	35
人工神经网络计算出的最高送风温度℃	16.40	23.56	24.27	14.65	20.26
CFD 模拟出的最高送风温度℃	16.44	23.20	24.25	14.64	20.30
偏差℃	0.04	-0.36	-0.02	-0.01	0.04
人工神经网络运算时间 s	<1	<1	<1	<1	<1
CFD 运算时间 s	912	901	900	903	898

由上表 5.20 的五个计算结果可知，人工神经网络运算得到的最高机柜出风侧温度与 CFD 的结果相比，平均相对和绝对误差分别为-0.25%，0.094℃。在可接受的范围之内。但是人工神经网络的运算速度比 CFD 快 1000 倍甚至更高。虽然牺牲了一些精确度，但是计算速度的提高使得 CFD 的结果可以用于动态的送风温度优化设置。

5.6 进一步讨论

本章的人工神经网络模型是针对定风量空调系统的中小型机房建立的。对于大型数据中心的适用性，在这里做简单的阐述。理论上来说，对于定风量空调系统，数据中心内气流组织基本保持稳定。根据本章节 5.4.4 中的结论 1 可知每个冷通道的机柜之间的影响是忽略不计的。对于大型数据中心，可以把每一个冷通道对应一个神经网络模型，即用多个人工神经网络模型模拟大型数据中心的机柜出风侧最高温度，这在理论上是可行的。但是随着机房尺寸的扩张，CFD 的模型更加复杂，网格更多，每次 CFD 模型的运算时间随着机房的体积增加而增加，需要更多时间获得离线 CFD 的训练集。神经网络模型数量也增加，需要更多

的工作量来确定多个人工神经网络模型最终确定整体模型。

在有条件的情况下，能确定的参数越多，预测模型越精准。在本文中，最关键的参数是送风温度和机柜功率。送风温度由于只是一个单值，容易确定。但是机柜功率则比较复杂。每个机柜的功率都不尽相同，但是在目前的数据中心中，通常情况下都没有对每个机柜安装功率表。只有通过电源分配装置 PDU 记录一列机柜的总功率。但是在建模过程中，最精确的方式是通过确定每个机柜的功率来建模。

在本章节中有两个重要的假设：假设一：没有单个机柜功率的测量设备，仅仅知道每一列机柜所有机柜的总功率，此情况适用于大多数机房中；假设二：同一列机柜的用途是相似的，每个机柜的功率负荷率是完全相同的。但是实际上，这种假设虽然简化了模型，但是和实际情况还是有些许偏差。

能够得到以上的结果，是在假设同一列机柜的用途是相似的，每个机柜的功率负荷率是完全相同的前提下得到的。但是实际上，这种假设虽然简化了模型，但是和实际情况还是有些许偏差。为了得到更加精确的结果，提出了一种改进方法：初期用便携式功率计对每个机柜的功率进行不定时采样，按比例分配每列机柜的总功率。即选定几个时刻，用便携式功率计测量每个机柜的功率，得到每个机柜功率占本列机柜总功率的百分比。确定好每个机柜占用的比例之后，在之后无法单个测量机柜功率的时候，由确定好的比例来把已知单列总功率分配到单个机柜的功率中去。这样，就可以对 IT 设备和机柜的实时功率得到较为精确的估算。

第 6 章 基于人工神经网络的数据中心热点预测和温度优化实例

第 5 章针对典型中小型数据中心进行热点预测和温度优化的人工神经网络试算和建模，结果表明了 CFD-ANN 在数据中心热点预测问题上的可行性和准确性。但是，典型数据中心只是供初始研究使用，实际的有效性验证还需要在实际的数据中心内测试和运行。所以，本章节将对苏州某银行数据中心进行人工神经网络热点预测和温度优化的实际应用，进一步验证 CFD-ANN 在数据中心的可行性和准确性，以及实用价值。

第 6 章的主要内容是：1. 对苏州数据中心的送风温度、机房总功率、8 个机柜的出风侧温度进行实测，建立起以机房送风温度、机房总功率为输入，最高机柜出风侧温度为输出的一个热点预测模型。2. 在 1 的基础上建立起以机房总功率和机房送风温度为输入，优化送风温度为输出的送风温度优化模型。

6.1 苏州数据中心温度预测模型

在第 4 章中已经阐述了对苏州某银行数据中心的 CFD 模型建模的过程和结果，这里直接使用第 4 章中所建立的模型。在这里需要重申此机房的特殊性：插座排线混乱，无法确定每列机柜的功率，只了解机房 IT 设备的总功率，通过机柜送风侧温度来校核每组机柜的功率。无冷热通道布置，所有的机柜都面朝一个方向。由于机房的功率测试的局限性，本节中的人工神经网络预测与上一章节典型机房的人工神经网络预测有所不同，并不是以每列机柜的功率作为输入，而是以数据中心总功率作为输入。这样，模型的输入参数更少，预测模型更加简单，但是精确程度有所降低，但热点预测和优化送风温度的原理不变。根据以上的情况，做出与前一章节典型数据中心相类似的假设：其中要重申的一点是：一组机柜中的四个机柜内的 IT 设备的功率假设相同。

首先通过温度传感器和查看电表的方式，得到实测数据。把一部分的实测数据用于校验 CFD 模拟的精确度，这个内容在第四章中已经完成；一部分的实测数据用于人工神经网络的训练；最后用若干实测数据来验证人工神经网络 CFD 的精确性。

由于测量设备数量的限制，没有把机房所有的 IT 设备都放在监测目标之内。通过前期用手持温度计的实测调研和初步的估算，所选的测点都是温度较高的有潜在的问题测点。共选择了 8 组温度较高的机柜进行实测和之后的预测。

神经网络输入：机房送风温度、机房总功率；神经网络输出：8 组机柜中的最高出风侧温度。表 6.1 是部分实测的合 CFD 模拟的用于神经网络训练的训练数据，其中送风温度和机房总功率是作为神经网络的输入，机房最高温度为输出。

表 6.1 部分苏州数据中心用于神经网络训练的实测和 CFD 模拟数据

	送风温度℃	机房总功率 kW	最高温度℃
1	17.72	214.5	30.92
2	15.29	214.8	28.71
3	16.77	215.4	30.07
4	17.72	258.2	32.94
5	15.29	258.0	31.8
6	16.77	257.8	32.49
7	17.72	172.2	27.88
8	15.29	172.3	26.58
9	16.77	171.5	27.91
10	25.00	215.0	36.74
11	10.00	215.0	23.69
12	25.00	258.0	39.04
13	10.00	258.0	26.34
14	25.00	172.0	34.51
15	10.00	172.0	21.16

建立热点预测神经网络的参数，根据训练集的数量确定其中隐含层的节点数为 5，其他的人工神经网络参数设置参考第 5 章对典型数据中心的热点预测温度的设置。

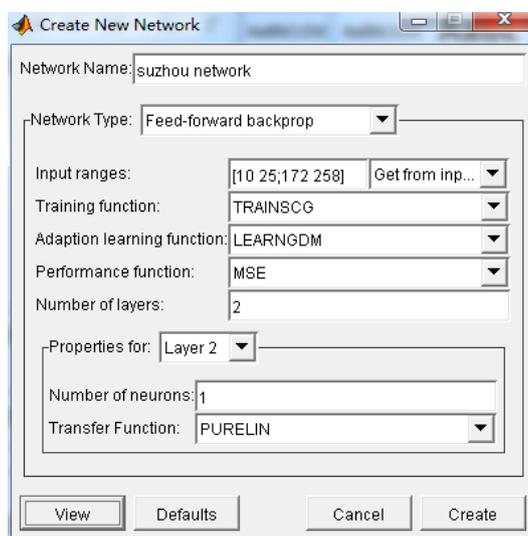


图 6.1 苏州数据中心神经网络模型的建立过程中模型参数设置

通过迭代 3712 步后模型收敛,确定模型,把人工神经网络模型导入 Simulink 中,如图 6.2 所示。

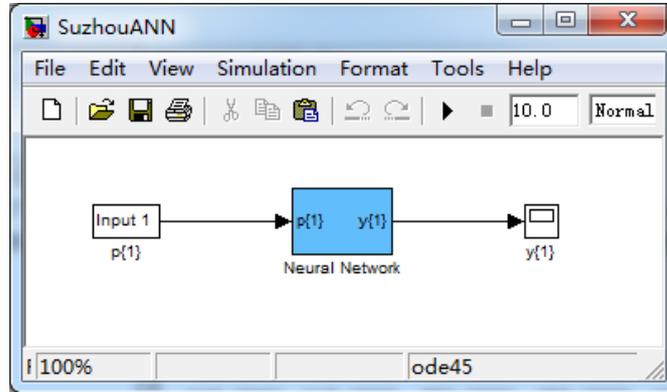


图 6.2 人工神经网络模型用于热点预测导入 Simulink 中

热点温度预测模型建立完成,下面用部分实测数据进行验证。首先验证:人工神经网络模拟 CFD 结果的精确性。选择五个工况,比较 CFD 的模拟结果和人工神经网络模型预测的结果,在图 6.2 所示的界面中的“p{1}”输入空调送风温度(°C)和机房总功率(kW),在“y{1}”可输出结果,结果如表 6.2 所示:

表 6.2 CFD 的模拟结果和人工神经网络模型预测的结果的比较

	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5
空调送风温度°C	13.00	17.00	18.00	14.00	20.00
机房总功率 kW	236.5	236.5	193.5	193.5	215.0
CFD 模拟的最高温度°C	28.14	31.47	30.11	26.40	32.82
人工神经网络模型预测结果°C	28.26	31.48	29.79	26.78	32.72
绝对误差°C	0.12	0.01	-0.32	0.38	-0.1
相对误差	0.43%	0.03%	-1.06%	1.44%	-0.30%

根据比较结果,这五种工况中 CFD 的模拟结果和人工神经网络模型预测结果的绝对误差最高为 0.38°C。总体来说人工神经网络预测的结果是准确的。其次验证,人工神经网络模拟实际情况的精确性。从数据记录仪中获取空调送风温度、机房功率、以及八个测点的温度并取最高温度。空调送风温度和机房功率作为输

入, 计算的最高温度和实测的最高温度进行比较, 来判断神经网络模型预测的精确性。如表 6.3 所示:

表 6.3 苏州数据中心实测结果和神经网络模型预测结果的比较

	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5
空调送风温度 $^{\circ}\text{C}$	17.68	18.01	15.36	17.81	16.50
机房总功率 kW	214.6	246.3	180.0	254.0	218.0
实测温度 $^{\circ}\text{C}$	30.54	32.94	26.98	32.94	29.83
神经网络模型预测结果 $^{\circ}\text{C}$	30.75	32.92	27.05	33.21	29.98
绝对误差 $^{\circ}\text{C}$	0.21	-0.02	0.07	0.27	0.15
相对误差	0.68%	-0.06%	0.26%	0.82%	0.50%

结果证明, 在随机选择的 5 个较有代表性的工况下, 神经网络预测的温度和实测温度最大绝对误差为 0.27。在 $\pm 0.3^{\circ}\text{C}$ 的误差范围内, 此神经网络可以用于预测苏州数据中心的最高温度。

6.2 苏州数据中心送风温度优化模型

和第 5 章中建立典型数据中心送风温度优化的方法类似, 在上述已经建立起来的人工神经网络的模型的基础上, 研究机柜最高温度和送风温度的线性关系, 在原有的温度预测模块上增加优化送风温度计算的模块。如图 6.3 所示

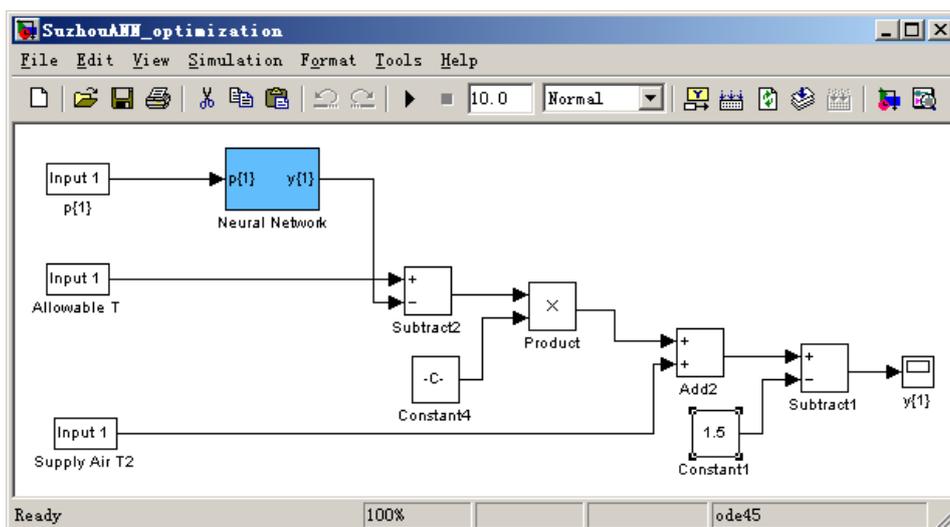


图 6.3 送风温度优化神经网络模型

和上一个章节类似，优化后的送风温度是指，考虑了 CFD 模型误差和人工神经网络叠加的误差后 ($\pm 1.5^{\circ}\text{C}$)，使得最高温度不超过机房允许最高温度的送风温度。在图 6.3 所示的模型中在“p{1}”输入空调送风温度和 IT 设备功率，在“Allowable T”中输入机房允许最高温度，在“Supply Air T”中输入空调送风温度，考察“y{1}”中的输出结果，结果如表 6.4 所示：

表 6.4 苏州数据中心实测结果和送风温度优化人工神经网络模型计算结果比较

	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5	工况 6
空调送风温度 $^{\circ}\text{C}$	13.02	16.88	17.94	14.00	19.89	19.94
机房总功率 kW	236.5	236.5	193.5	193.5	215.0	236.5
假设机房允许最高温度 $^{\circ}\text{C}$	40.00	35.00	35.00	30.00	35.00	30.00
优化后的空调送风温度 $^{\circ}\text{C}$	25.11	19.46	22.48	16.22	21.03	13.80
优化后送风温度下的机房最高温度 $^{\circ}\text{C}$	38.02	33.57	33.78	28.50	33.75	28.63
优化后机房最高温度与机房允许最高温度差值 $^{\circ}\text{C}$	1.98	1.43	1.22	1.50	1.25	1.37

由表 6.4 可知，优化后机房最高温度与机房允许最高温度的差值为 1.46°C 。不考虑 CFD 模型误差和人工神经网络叠加的误差的实际误差为： $[-0.28, 0.48]$ 。由以上结果可知，此人工神经网络模型给出的优化后的送风温度，能够使得机房内的热点都接近机房允许的最高温度但又不超过机房允许的最高温度，而且此送风温度也不至于过低以至于浪费冷量，大多数情况下能够保持在 1.5°C 的温差之内。当然，从安全方面考虑，可以设置较低的最高允许温度以提高安全性，这样可以进一步确保数据中心内热点的消除，但是随之而来的是能耗的上升。

6.3 模型精确性讨论：

对于离线 CFD 结合人工神经网络来预测温度的方法的精确性，是由两方面来决定，如图 6.4 所示：首先，CFD 模型的精确性决定了训练数据的精确性，训练数据的精确性是人工神经网络精确性的基础，所以 CFD 模型的精确性是本文热点预测和送风温度优化人工神经网络模型的基础；其次，人工神经网络模型本身的精确性同样直接影响值离线 CFD 的人工神经网络精确性，这主要由人工神经网络的参数设置和训练集的数量和质量决定。

在第 4 章中对苏州数据中心的现场实测和 CFD 建模，验证了 CFD 模型的精确性。第 5 章和第 6 章中，验证了典型中小型数据中心和苏州某银行数据中心热点预测人工神经网络模型对离线 CFD 结果模拟的精确性。由这两个精确性可以保证

基于离线 CFD 的人工神经网络的精确性。

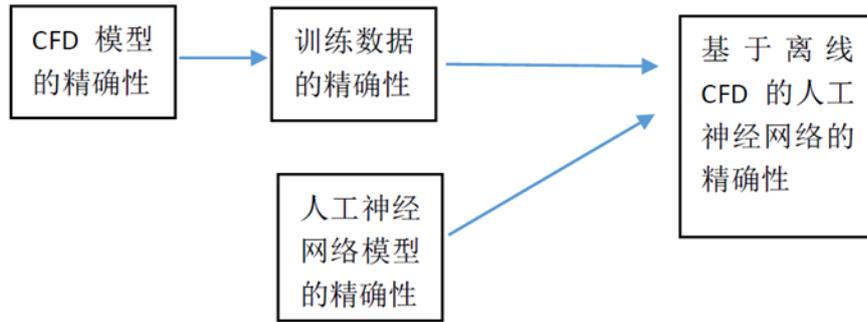


图 6.4 影响基于离线 CFD 的人工神经网络的精确性因素

也可从图 6.4 看出，预测误差的来源，第一，是 CFD 模型不够精确，也就是 CFD 模型不能反映实际的数据中心热环境；第二，神经网络模型的精确性不够，如训练数据不足，或者是神经网络的算法没有根据训练集的数量、输入输出参数的数量，来合理确定神经网络的参数设置，导致在线神经网络无法准确反映离线的模拟结果。

第 7 章 结论与展望

7.1 结论

本文以数据中心现场实测和计算流体力学 CFD 为基础、热工环境指标为评价标准、人工神经网络为工具、热点预测和送风温度优化为目的，对数据中心热工环境的评价、热点预测和控制进行了理论和实践的探讨。

本文的结论分为两部分：一、数据中心热工环境指标，特别是 RCI-RTI-SHI 综合评价标准在指导数据中心改造过程中结合 CFD 使用的适用性与合理性。

数据中心热工环境评价指标可以判断数据中心设计、运行的优劣，并为数据中心节能改造提供有力依据。对数据中心热工环境指标进行整理与分类，并提出把数据中心热工环境分为能耗相关指标、温度相关指标和气流组织相关指标这三大类。能耗相关指标包括：电能使用效率 PUE 和数据中心设施效率 DCIE、供热指数 SHI 和回热指数 RHI、空调冷量偏差百分比 δ ；温度相关指标包括：ASHRAE TC 9.9 标准、机柜冷却指数 RCI；气流组织相关指标包括：回风温度指数 RTI、 β 指数、负压 NP、空气短路 BP、空气再循环 R、平衡指数 BAL、冷量捕捉参数 CI、交叉干扰系数 CIC、热影响指标 TII。总结了各参数的物理意义、侧重点、计算使用方法和适用范围。提出了温度-气流组织-能耗的综合评价标准，即 RCI-RTI-SHI 综合指标，为今后数据中心的设计或改造提供了简单有效的定量分析。并且对苏州某银行实际数据中心进行了温度-气流组织-能耗的综合评价，通过 CFD 模拟优化方案，获得机柜通道加隔板、冷热通道布局和开孔地板数量增加这三个优化方案的 RCI、RTI、SHI 和综合热工环境指标，比较三个改造优化方案的综合热工环境指标以确定数据中心的改造方案的优劣，通过案例分析验证了综合指标的合理性和有效性。

二、CFD 结合人工神经网络在热点预测和送风温度优化中的理论可行性和在实际机房实际应用的适用性和精确性。

由于数据机房内使用传感器进行实时监测的两个问题：供电方式限制、和大量使用传感器的高成本，提出了应用计算流体力学 CFD 的方法来在线预测数据机房温度以及优化空调送风温度，其中 CFD 结合人工神经网络用于实现 CFD 结果的实时调用。在数据中心实时评价和在线监测领域做出了新的尝试，提出了基于 CFD 和人工神经网络的数据中心热点预测和送风温度优化的方法，用于解决传感器数量有限的机房的温度实时预测，并且在保证数据中心安全的前提下为机房空调的低能耗运行提供了定量的优化建议。

具体的思路为：首先，建立精确的数据中心 CFD 模型，包括典型中小型数据中心 CFD 模型和苏州某银行数据中心 CFD 模型，验证 CFD 模拟的精确性，这是 CFD-ANN 用于预测和控制的基础。对数据中心进行离线 CFD 模拟，以空调送风温度和机柜 IT 设备功率为输入，机柜出风侧温度为输出，把尽量多地覆盖各种工况的离线 CFD 的模拟结果作为训练集用于训练热点预测的人工神经网络模型。当训练迭代收敛后，人工神经网络模型在不运行 CFD 的情况下就能够实时反映 CFD 的模拟结果。通过在人工神经网络输入端输入当前空调送风温度和机柜 IT 设备功率，就能够输出得到机柜出风侧最高温度。下一步，在热点预测的人工神经网络的基础上，根据数据中心对于上限温度的不同要求，反推得到建议的优化空调送风温度，要达到的效果是使得热点刚好消除，数据中心温度又不至于太低。

最后达到结果是，只通过有限的、少量的温度和功率测点，在数据中心监管 PC 平台上实时计算出数据中心当前的最高温度，并且根据此温度优化机房空调送风温度，使得热点刚好消除，又不至于使得数据中心温度太低。通过对典型数据中心的理论分析和在苏州某银行数据中心的实际应用验证了 CFD 结合人工神经网络应用于数据中心热点温度预测和送风温度优化的可行性和精确性，其中在有限工况下试算苏州某数据中心热点预测的精确范围为 $\pm 0.3^{\circ}\text{C}$ ；送风温度优化的精确范围为 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ ，为今后此技术的推广给出了理论和实践的参考。

7.2 进一步工作的方向

本文建立的人工神经网络是静态学习的人工神经网络。进一步工作的方向是在实际运行过程中，用实时运行的数据对人工神经网络模型进行反馈，自行调整人工神经网络各节点的权值和参数，使得模型始终在调整到最接近实际情况的过程，实现动态学习。所以，在未来的工作中，可以通过建立动态学习和自适应的人工神经网络进一步增加模型的训练成熟度和准确性。

本方法对于布局固定不变的数据中心来说能够保证精度，但是如果机房布局变化（开孔地板、机柜位置改变），此模型不能继续适用，需要重新建立 CFD 模型，并重新 CFD 模拟训练数据来获得新的人工神经网络模型。进一步的工作可以从动态建立 CFD 模型、并自动进行 CFD 模拟生成训练集的方向入手，便可以满足数据中心布局和物理边界发生变化的情况的预测和控制。

本文中人工神经网络模型的训练和运算在 PC 端 Matlab 软件中实现，根据运算结果得到优化后的机房空调送风温度，为机房管理人员调节空调参数提供了依据。本文提出的是思路和算法，进一步的工作是把人工神经网络模型的结果与机房空调的控制端对接，实现人工神经网络对机房空调送风温度的自动控制。

致谢

本文是在我的导师许鹏教授的指导下完成的。衷心感谢许老师在过去的两年半的时间里对我学习、科研和生活上的帮助。他经常与我们分享他生活和科研经验，教导我们如何用科学的方法做科研，如何成为一名优秀的科研工作者和工程实践者。许老师也经常和我们讨论他有趣的想法，他对前沿科学问题的准确把握和对实际工程问题的独特见解使我受益匪浅。许老师治学严谨、实事求是，儒雅又不失风趣。这两年半的学习生活是伴着与许老师在周例会上的坦诚的谈话和交流度过的，他给我提供了很多锻炼机会——科研项目、实习、国际会议等。不仅如此，许老师的“只要想做肯定能够实现”的人生观始终影响着我，还有他对我们生活的关心，比如经常督促我们找对象，这一切的一切都令我难忘。

感谢史建国研究员，研究生阶段与他共事的时间最长，他丰富的人生阅历和工程经验，稳重的为人处世的风格，乐观的心态和幽默感，都深深影响着我，他身上总有我能够学习到的地方。

感谢中德学院的黄治钟老师，和黄老师一同前往苏州某银行数据中心测试，在测试和数据分析过程中给予了我很多帮助和建议。本论文的思路很大程度是在他的启发下得到的。感谢韩延民博士和李铮伟老师，他们在我论文开题预答辩时对我的论文提出很多建设性的意见。

感谢许门大家庭的所有成员，特别是我的两个同门，苑登阔和陈璐，我们在研究生的旅程中互相帮助互相督促共同进步。我们一起上课、写论文、实习的日子总是有很多欢乐和回忆。

感谢我的女友孙凤娇。感谢她在我写论文过程中的鼓励和关心，希望健康、快乐和幸福与她常伴。

最后也是最重要的是感谢我的父母，在攻克论文最关键的时候你们的支持让我挺过难关。父母的爱伟大无私，此生无以为报，能做的只有珍惜；让自己变得更好，不让你们失望。

还有太多要感谢的人，总有没有提到的老师、同学、和朋友，谢谢你们！

2015年3月

参考文献

- [1] Patankar SV. Airflow and cooling in a data center. *J Heat Transf* 2010; 132(7):073001.
- [2] U. S. E. P. Agency. Report to Congress on Server and Data Center Energy Efficiency Public Law 109-431; 2007.
- [3] U. S. E. I. Administration. International energy statistics; 2006.
- [4] 电子信息系统机房设计规范. 中国计划出版社, 2009.
- [5] ANSI/TIA-942 - 2005 Telecommunications Infrastructure Standard for Data Centers. TIA, 2005.
- [6] ASHRAE TC 9.9, 2011 Thermal Guidelines for Data Processing Environments Expanded Data Center Classes and Usage Guidance.
- [7] ASHRAE white paper, Gaseous and particulate contamination guidelines for data centers, Technical Committee (TC) 9.9, ASHRAE; 2009.
- [8] Marcinichen JB, Wu D, Paredes S, Thome JR, Michel B. Dynamic flow control and performance comparison of different concepts of two-phase on chip cooling cycles. *Appl Energy* 2014; 114: 179 - 91.
- [9] Shehabi A, Masanet E, Price H, et al. Data center design and location: Consequences for electricity use and greenhouse-gas emissions[J]. *Building and Environment*, 2011, 46(5): 990-998.
- [10] Patel C D, Sharma R, Bash C E, et al. Thermal considerations in cooling large scale high compute density data centers[C]//Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronic Systems, 2002. ITherm 2002. The Eighth Intersociety Conference on. IEEE, 2002: 767-776.
- [11] N. Rasmussen, Air distribution architecture options for mission critical facilities, American Power Conversion White Paper #55, 2003.
- [12] Schmidt R, Cruz E. Cluster of high powered racks within a raised floor computer data center: effect of perforated tile flow distribution on rack inlet air temperatures[C]. ASME, 2003.
- [13] Shrivastava S, Sammakia B, Schmidt R, et al. Comparative analysis of different data center airflow management configurations[C]. ASME, 2005.
- [14] Cho J, Lim T, Kim BS. Measurements and predictions of the air distribution systems in high compute density (Internet) data centers [J]. *Energy and Buildings*, 2009, 41(10): 1107-1115.
- [15] Kang S, Schmidt R, Kelkar K M, et al. A methodology for the design of perforated tiles in raised floor data centers using computational flow analysis [J]. *Components and Packaging Technologies*, IEEE Transactions on, 2001, 24(2): 177-183.
- [16] Cho J, Lim T, Kim B S. Measurements and predictions of the air distribution systems in high compute density (Internet) data centers [J]. *Energy and Buildings*, 2009, 41(10): 1107-1115.

- [17] Cho J, Lim T, Kim B S. Measurements and predictions of the air distribution systems in high compute density (Internet) data centers [J]. *Energy and Buildings*, 2009, 41(10): 1107-1115.
- [18] 刘成. 陈乐天. 王颖. 通信机房空调气流组织合理化研究[期刊论文]-*建筑热能通风空调* 2010, 29(5)
- [19] 王婷婷. 廖胜明通信机房室内气流组织的数值研究[期刊论文]-*科学时代* (上半月) 2011(5)
- [20] 陈秀敏. 陈超志. 赵范心. 梅熠. 基于 CFD 软件的机房通风系统数值模拟[期刊论文]-*能源技术* 2008, 29(3)
- [21] 吕爱华. 高热密度数据通信机房空调气流组织优化研究[D]. 广东工业大学, 2010. DOI:10.7666/d.y1745990.
- [22] Hassan NMS, Khan MMK, Rasul MG. Temperature monitoring and CFD analysis of data center. *Procedia Eng* 2013; 56:551 - 9.
- [23] Almoli A, Thompsion A, Kapur N, Summers J, Thompson H, Hannah G. Computational fluid dynamic investigation of liquid rack cooling in data centers. *Appl Energy* 2012; 89:150 - 5.
- [24] Choo K, Galante RM, Ohadi M, Cooper D. Measured and simulated energy consumption analysis of a data center on an academic campus. In: *Proceedings of 29th semiconductor thermal measurement and management symposium*; 2013.
- [25] Zhou R, Wang Z. Modeling and control for cooling management of data centers with hot aisle containment. In: *Proceedings of ASME international mechanical engineering congress & exposition*; 2011.
- [26] Demetriou DW, Khalifa HE. Energy optimization of air-cooled data centers. *J Therm Sci Eng Appl* 2011:2.
- [27] Demetriou DW, Khalifa HE. Optimization of enclosed aisle data centers using bypass recirculation. *J Electron Packag* 2012:134.
- [28] López V, Hamann HF. Heat transfer modeling in data centers. *Int J Heat Mass Transfer* 2011; 54:5306 - 18.
- [29] Lin P, Zhang S, Van Gilder J. Data center temperature rise during a cooling system outage. *Schneider electric. Whitepaper179*; 2013.
- [30] Heshan F, Siriwardana J, Halgamuge S. Can a data center heat-flow model be scaled down? *Inf Autom Sustainability* 2012.
- [31] Pelley S, Meisner D, Wenisch TF, Van Gilder JW. Understanding and abstracting total data center power. *Ann Arbor, Michigan: The University of Michigan*; 2009.
- [32] Pan Y, Yin R, Huang Z. Energy modeling of two office buildings with data center for green building design. *Energy Build* 2008; 40:1145 - 52.
- [33] Chai DA, Wen JZ, Nathwani J. Simulation of cogeneration within the concept of smart energy networks. *Energy Convers Manage* 2013; 75:453 - 65.
- [34] Kummert M, Dempster W, McLean K. Thermal analysis of a data center cooling system under fault conditions. In: *Proceedings of the 11th international IBPSA conference. Glasgow*; 2009.
- [35] Xu D, Qu M. Energy, environmental, and economic evaluation of a CCHP system

- for a data center based on operational data. *EnergyBuild*2013; 67:176 - 86.
- [36] Zhang H, Shao S, Xu H, Zou H, Tian C. Free cooling of data centers: a review. *Renewable Sustainable Energy Rev* 2014; 35:171 - 82.
- [37] Siriwardana J, Jayasekara S, Halgamuge SK. Potential of air-side economizers for data center cooling: a case study for key Australian cities. *Appl Energy* 2013; 104:207 - 19.
- [38] Lee KP, Chen HL. Analysis of energy saving potential of air-side free cooling for data centers in worldwide climate zones. *Energy Build* 2013; 64:103 - 12.
- [39] Dai J, Das D, Pecht M. Prognostics-based risk mitigation for telecom equipment under free air cooling conditions. *Appl Energy* 2012; 99:423 - 9.
- [40] Dai J, Das D, Pecht M. A multiple stage approach to mitigate the risks of telecommunication equipment under free air cooling conditions. *Energy Convers Manage* 2012; 64:424 - 32.
- [41] Dai J, Das D, Ahadi M, Pecht M. Reliability risk mitigation of free air cooling through prognostics and health management. *Appl Energy* 2013; 111:104 - 12.
- [42] Shehabi A, Tschudi W, Gadgil AJ. Data center economizer contamination and humidification study. Lawrence Berkeley National Laboratory. Technical Publication; 2007.
- [43] Shehabi A, Horvath A, Tschudi W, Gadgil AJ, Nazaroff WW. Particle concentrations in data centers. *Atmos Environ* 2008; 42:5978 - 90.
- [44] (<http://www.interxion.com/>); 2014[accessedAugust2014].
- [45] (<http://www.prairiebunkers.com/>); 2014[accessedAugust2014].
- [46] Salim M, Tozer R. Data center air management metrics—practical approach. In: *Proceedings of thermal and thermomechanical phenomena in electronic systems*; 2010.
- [47] Flucker S, Tozer R. Data center cooling air performance metrics. In: *CIBSE technical symposium*, Leicester; 2011.
- [48] Patterson M.K. The effect of data center temperature on energy efficiency. In: *Proceedings of thermal and thermomechanical phenomena in electronic systems*; 2008.
- [49] Bash CE, Patel CD, Sharma RK. Dynamic thermal management of air cooled data centers. In: *Thermal and thermomechanical phenomena in electronic systems*; 2006.
- [50] Hamann HF, Lacey JA, O'Boyle M, Schmidt RR, Iyengar M. Rapid three-dimensional thermal characterization of large-scale computing facilities. *IEEE Trans Compon Packag Technol*2008; 31:2.
- [51] VosD. Reducing the data center energy costs through the implementation of short-term thermal energy storage. In: *Eighth international renewable energy storage conference and exhibition*; 2013.
- [52] Brunswiler T, Smith B, Ruetsche E, Michel B. Toward zero-emission data centers through direct reuse of thermal energy. *IBM J Res Dev* 2009; 53:1 -

- 13.
- [53] Brunschwiler T, Meijer GI, Paredes S, Escher W, Michel B. Direct waste heat utilization from liquid-cooled supercomputers. In: Proceedings of the 14th international heat transfer conference. Washington; 2010.
- [54] Ward EM, Goedke ML, Brenner P, Go DB. A simplified thermodynamic model for waste heat utilization from a containerized data center experimental platform. In: Proceedings of thermal and thermomechanical phenomena in electronic systems; 2012.
- [55] Zimmermann S, Meijer I, Tiwari MK, Paredes S, Michel B, Poulikakos D. Aquasar: a hot water cooled data center with direct energy reuse. *Energy* 2012; 43:237 - 45.
- [56] Special report: Data Centers & Renewable Energy. Available from <http://www.datacenterknowledge.com/special-report-data-centers-renewable-energy/>; 2014.
- [57] Woodruff JZ, Brenner P, Buccellato APC, Go DB. Environmentally opportunistic computing: a distributed waste heat reutilization approach to energy-efficient buildings and data centers. *Energy Build* 2013; 69:41 - 50.
- [58] Ebrahimi K, Jones GF, Fleischer AS. A review of data center cooling technology, operating conditions and the corresponding low-grade waste heat recovery opportunities. *Renewable Sustainable Energy Rev* 2014; 31:622 - 38.
- [59] Sharma R K, Bash C E, Patel C D. Dimensionless parameters for evaluation of thermal design and performance of large-scale data centers [C]//8th ASME/AIAA Joint Thermophysics and Heat Transfer Conference, 2002:1.
- [60] Herrlin M K. Rack cooling effectiveness in data centers and telecom central offices: The rack cooling index (RCI) [J]. *TRANSACTIONS AMERICAN SOCIETY OF HEATING REFRIGERATING AND AIR CONDITIONING ENGINEERS*, 2005, 111(2):725.
- [61] Herrlin M K. Improved data center energy efficiency and thermal performance by advanced airflow analysis [C]//Digital Power Forum, 2007: 10-12.
- [62] S.V. Patanka, *Numerical Heat Transfer and Fluid Flow*, Taylor and Francis Publishing Corporation, New York, 1980.
- [63] Tozer R. (2006). Data Center Energy Saving - Air Management Metrics. EYP MCF White Paper, 2006a.
- [64] Tozer R. (2006). Air Management Metrics. Data Center Dynamics, London, 2006b
- [65] Tozer R. (2009). Air Management Metrics in Data Centers, *ASHRAE Transaction*, 115(1).
- [66] Vangilder, J. W., Shrivastava, S. K. (2007). Capture Index: An Airflow-Based Rack Cooling Performance Metric. *ASHRAE transactions*, 113(1).
- [67] Vangilder, J. W., Shrivastava, S. K. (2006). Real-Time Prediction of Rack-Cooling Performance. *ASHRAE transactions*, 112(2).
- [68] Tang, Q., Mukherjee, T., Gupta, S. K., Cayton, P. (2006, October). Sensor-based fast thermal evaluation model for energy efficient high performance datacenters. In: *Intelligent Sensing and Information Processing, 2006. ICISIP 2006. Fourth International Conference on.* (pp. 203-208) IEEE.

- [69] Bhagwat, H., Singh, A., Vasan, A., & Sivasubramaniam, A. (2012, June). Thermal influence indices: Causality metrics for efficient exploration of data center cooling. In Green Computing Conference (IGCC), 2012 International (pp. 1–10). IEEE.
- [70] Bhagwat H., Singh A., Vasan A., Sivasubramaniam A. (2013). Faster Exploration of Data Center Cooling using Thermal Influence Indices.
- [71] Alfonso Capozzoli, Gianluca Serale, Lucia Liuzzo, Marta Chinnici. Thermal Metrics for Data Centers: A Critical Review, Energy Procedia, Volume 62, 2014, Pages 391–400, ISSN 1876–6102.
- [72] Jinkyun Cho, Byungseon Sean Kim, Evaluation of air management system’s thermal performance for superior cooling efficiency in high-density data centers, Energy and Buildings, Volume 43, Issue 9, September 2011, Pages 2145–2155, ISSN 0378–7788
- [73] Srebric, J., Chen, Q., and Glicksman, L.R., Validation of a zero-equation turbulence model for complex indoor airflow simulation, ASHRAE Transactions 105(2), 1999.
- [74] Asok S P, Sankaranarayanan K, Sundararajan T, et al. Neural network and CFD-based optimisation of square cavity and curved cavity static labyrinth seals [J]. Tribology international, 2007, 40(7): 1204–1216.
- [75] Alizadehdakhel A, Rahimi M, Sanjari J, et al. CFD and artificial neural network modeling of two-phase flow pressure drop [J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2009, 36(8): 850–856.
- [76] YANG X, ZHU J, HE D, et al. Optimum design of flow distribution in quenching tank for heat treatment of A357 aluminum alloy large complicated thin-wall work pieces by CFD simulation and ANN approach [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2013, 23(5): 1442–1451.
- [77] Xue Y, Zhai Z J, Chen Q. Inverse Prediction and Optimization of Flow Control Conditions for Confined Spaces using a CFD-Based Genetic Algorithm[J]. Building and Environment, 2013.
- [78] 徐巍, 陈祥光, 彭红星. 基于神经网络和遗传算法优化室内热舒适控制参数[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(002): 240–244.
- [79] Song Z, Murray B T, Sammakia B. Airflow and temperature distribution optimization in data centers using artificial neural networks [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2013, 64: 80–90.
- [80] 电子信息系统机房设计规范. 中国计划出版社, 2009

附录 A 用于典型数据中心热点预测人工神经网络模型训练集的 CFD 结果

表 5.2 送风温度 12.78℃、满负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	27.33	26.22	32.92	31.04
2	27.83	25.64	29.77	28.89
3	28.25	25.77	29.91	29.04
4	28.17	25.71	30.30	29.79
5	28.06	25.58	30.54	30.18
6	28.02	25.55	30.87	30.39
7	27.97	25.54	30.73	29.99
8	27.97	25.51	30.57	29.73
9	27.71	25.35	29.98	29.01
10	26.80	25.07	29.69	28.64
11	26.98	25.47	32.31	29.79

表 5.3 送风温度 15.00℃、满负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	29.46	28.45	35.22	33.34
2	29.97	27.82	32.00	31.13
3	30.44	27.95	32.12	31.27
4	30.37	27.90	32.53	32.03
5	30.25	27.77	32.76	32.42
6	30.21	27.74	33.10	32.63
7	30.16	27.73	32.95	32.24
8	30.17	27.70	32.78	31.97
9	29.88	27.53	32.20	31.25
10	28.91	27.25	31.93	30.89
11	29.13	27.67	34.58	32.06

表 5.4 送风温度 18.00℃、满负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	32.38	31.44	38.32	36.43
2	32.88	30.77	35.00	34.13
3	33.41	30.91	35.10	34.25
4	33.35	30.87	35.52	35.04
5	33.22	30.74	35.77	35.45
6	33.17	30.71	36.10	35.66

续表 5.4 送风温度 18.00℃、满负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
7	33.13	30.69	35.97	35.28
8	33.14	30.66	35.79	35.00
9	32.80	30.49	35.19	34.25
10	31.78	30.20	34.94	33.89
11	32.04	30.65	37.62	35.10

表 5.5 送风温度 12.78℃、50%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	19.69	19.94	23.86	23.38
2	19.59	19.09	21.76	21.35
3	20.13	19.10	21.55	21.07
4	20.45	19.12	21.68	21.49
5	20.30	19.01	21.72	21.77
6	20.15	19.01	21.90	21.90
7	20.14	18.95	21.91	21.74
8	19.93	18.92	21.85	21.50
9	19.18	18.78	21.66	21.03
10	18.90	18.63	21.90	21.13
11	21.27	19.47	23.96	22.83

表 5.6 送风温度 15.00℃、50%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	21.89	22.17	26.08	25.64
2	21.77	21.31	23.99	23.59
3	22.31	21.32	23.79	23.30
4	22.65	21.32	23.91	23.72
5	22.51	21.22	23.95	24.00
6	22.36	21.22	24.12	24.13
7	22.35	21.17	24.12	23.98
8	22.12	21.14	24.07	23.73
9	21.37	21.00	23.88	23.26
10	21.13	20.85	24.13	23.36
11	23.56	21.73	26.20	25.09

表 5.7 送风温度 18.00℃、50%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	24.86	25.20	29.09	28.71
2	24.68	24.30	27.03	26.64
3	25.22	24.30	26.82	26.34
4	25.60	24.31	26.94	26.74
5	25.48	24.22	26.95	27.01

续表 5.7 送风温度 18.00℃、50%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
6	25.32	24.22	27.10	27.13
7	25.31	24.16	27.11	26.98
8	25.07	24.13	27.06	26.75
9	24.32	23.99	26.89	26.29
10	24.15	23.85	27.16	26.40
11	26.65	24.79	29.24	28.15

表 5.8 送风温度 12.78℃、20%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	15.67	16.14	17.59	17.73
2	15.33	15.39	16.70	16.58
3	15.55	15.37	16.50	16.31
4	15.75	15.35	16.46	16.38
5	15.74	15.28	16.38	16.45
6	15.68	15.28	16.43	16.51
7	15.57	15.23	16.60	16.54
8	15.34	15.20	16.71	16.48
9	15.20	15.13	16.79	16.31
10	15.58	15.16	17.19	16.58
11	17.08	16.01	18.51	17.94

表 5.9 送风温度 15.00℃、20%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	17.90	18.37	19.82	19.96
2	17.55	17.61	18.93	18.81
3	17.76	17.59	18.72	18.54
4	17.96	17.57	18.68	18.61
5	17.96	17.50	18.60	18.67
6	17.90	17.50	18.65	18.74
7	17.79	17.45	18.82	18.76
8	17.55	17.42	18.93	18.70
9	17.42	17.35	19.01	18.54
10	17.81	17.38	19.41	18.81
11	19.32	18.24	20.74	20.17

表 5.10 送风温度 18.00℃、20%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	20.90	21.38	22.82	22.97
2	20.54	20.60	21.92	21.82
3	20.75	20.59	21.71	21.54

续表 5.10 送风温度 18.00℃、20%负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
4	20.96	20.56	21.67	21.61
5	20.95	20.50	21.60	21.67
6	20.90	20.50	21.65	21.74
7	20.79	20.45	21.82	21.77
8	20.55	20.42	21.93	21.71
9	20.42	20.35	22.01	21.54
10	20.82	20.38	22.41	21.81
11	22.34	21.25	23.75	23.18

表 5.11 送风温度 15.00℃、第一第二列 20%、第三第四列 50%的功率负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	17.91	18.36	26.09	25.66
2	17.55	17.60	23.95	23.61
3	17.73	17.58	23.78	23.32
4	17.92	17.60	23.94	23.73
5	17.93	17.51	23.92	24.03
6	17.88	17.52	24.10	24.14
7	17.76	17.46	24.09	23.99
8	17.53	17.43	24.08	23.74
9	17.42	17.38	23.88	23.26
10	17.83	17.33	24.13	23.36
11	19.32	18.25	26.22	25.10

表 5.12 送风温度 18.00℃、第一第二列 100%、第三第四列 20%的功率负荷情况下的各机柜温出风侧温度情况（单位：℃）

机柜编号	第一列	第二列	第三列	第四列
1	32.39	31.43	22.83	22.98
2	32.88	30.78	21.90	21.83
3	33.40	30.90	21.70	21.54
4	33.34	30.88	21.68	21.60
5	33.23	30.72	21.61	21.69
6	33.16	30.70	21.61	21.70
7	33.12	30.70	21.83	21.76
8	33.15	30.66	21.94	21.70
9	32.81	30.50	22.01	21.58
10	31.79	30.22	22.42	21.84
11	32.03	30.69	23.76	23.20

个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

个人简历:

张量, 男, 1990 年 4 月生。

2008 年 6 月毕业于华东师范大学大学物理系 电子科学与技术专业 获学士学位。

2008 年 9 月入同济大学读硕士研究生。

已发表论文:

- [1] 张量, 许鹏. 数据中心热工环境评价指标综述 [J]. 建筑节能, 2014, (6):92-96, 100. DOI:10.3969/j.issn.1673-7237.2014.06.022.
- [2] 张量, 许鹏. 数据中心地板送风和 IT 设备机柜散热的 CFD 模拟方法总结和比较 [J]. 建筑节能, 2014, (8):38-42. DOI:10.3969/j.issn.1673-7237.2014.08.009.
- [3] Zhang L, Xu P, Mao J C, Tang X, Li Z W, Shi J G. Design and Introduction of a Seasonal Solar Soil Heat Storage System Applied in Greenhouse Heating[C]// Applied Mechanics and Materials Vols. 672-674 (2014) pp21-25.
- [4] Zhang L, Xu P, Li Z W. Relationship between Energy Consumption and Service Level: A Survey of Class A Office Buildings in Shanghai[C]//Advanced Materials Research. 2014, 953: 1545-1549.

研究报告:

- [1] 张量, 徐玫. 超高层建筑能耗和体形系数研究. 2013
- [2] 张量, 金旗, 范进. 上海甲级写字楼能耗调研. 2012
- [3] 张量, 黄治钟. 苏州建设银行总部数据中心调研. 2013
- [4] 张量, 刘超, 许鹏. 陈家镇风场环境模拟和优化. 2013
- [5] 张量, 史建国. 季节性太阳能土壤蓄热系统设计. 2014