



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文
(专业学位)

多层级的制冷机房节能潜力评价方
法研究

姓 名：王伟翔

学 号：2232751

学 院：机械与能源工程学院

学科门类：工学

专业学位类别：土木水利

专业领域：土木水利

研究方向：高效机房

指导教师：许鹏教授

行业导师：

联合培养单位：

二〇二五年三月



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A thesis submitted to

Tongji University in conformity with the requirements for
the degree of Master of Engineering

**Research on Multi-Level Energy-Saving
Potential Evaluation Methods for Chiller Plant
Rooms**

Candidate: Wang Weixiang

Student Number: 2232751

School/Department: School of Mechanical
Engineering

Categories: Engineering

First-level Discipline/Degree: Civil Engineering

Second-level Discipline/Degree's Field: Civil and
Hydraulic Engineering

Research Fields: High-Efficiency Plant Room

Supervisor: Prof. Xu Peng

Associate Supervisor:

Joint Training Institution:

March 2025

多层级的制冷机房节能潜力评价方法研究

王伟翔

同济大学

摘要

在大型商业建筑中，供暖、通风和空调（HVAC）系统是主要的能源消耗来源，其中冷源设备的能耗占据了 HVAC 系统总能耗的约 35%。制冷机房作为 HVAC 系统的重要组成部分，其运行能效对建筑整体能耗具有显著影响。然而，目前国内大多数制冷机房存在诸多犹如设备配置不合理、性能劣化及运行策略不优化等问题，导致其能效低于应有节能水平。因此，如何全面、科学地评估制冷机房的节能潜力，找出最亟需改进的环节并提出有针对性的优化方法，已成为当前研究的关键课题。

本文利用基于数据驱动的方法，从设计、设备和运行三个方面对制冷机房的节能潜力进行系统性研究，并提出了从问题诊断到节能潜力量化的完整技术路径，主要内容如下：

在设计方面，本文分析了冷水机组配置及环路配置对系统能效的影响。对于冷机配置，利用冷机性能曲线结合粒子群优化算法（PSO），计算并得出最优冷机配置方案及其节能效果；对于环路配置，通过核密度估计方法（KDE），优化设计环路的流量和扬程参数，并量化环路配置设计优化的节能潜力。

在设备方面，本文利用树形 Parzen 估计器（TPE）算法，从候选算法和超参数集合中选择最优模型算法及参数，构建制冷机房设备的性能模型，通过对比铭牌工况数据，评估设备性能劣化对系统能效的影响，并量化设备性能改进的节能潜力。

在运行方面，本文采用 K-Medoid 聚类 and 关联规则挖掘技术，识别不同外部工况下的有效运行策略，结合 TOPSIS 方法选择优化运行策略并评估其节能效果。

最后，本文通过北京市某商业综合体制冷机房的实际运行数据对所提出方法进行案例验证。结果表明，基于铭牌数据和设备运行参数等常见数据，所提出的技术路线能够有效支持设计、设备和运行方面问题的诊断与节能潜力计算，充分验证了方法的完整性和适用性。最终，该案例在设计、设备和运行方面的节能潜力分别为 16.77%、2.56% 和 4.36%，因此应优先从设计配置的优化入手，以实现最大的节能收益。

本文研究为制冷机房的节能评价与优化提供了科学依据和技术支持，并对推动高效节能建筑的设计与改造具有重要意义。

关键词: 数据驱动, 制冷机房, 节能潜力, 优化方法, 性能劣化, 运行优化

ABSTRACT

In large commercial buildings, Heating, Ventilation, and Air Conditioning (HVAC) systems are a major source of energy consumption, with cooling equipment accounting for approximately 35% of the total HVAC energy use. As a critical component of HVAC systems, the energy efficiency of chiller plants significantly impacts the overall energy consumption of buildings. However, in China, many chiller plants suffer from issues such as unreasonable equipment configuration, performance degradation, and suboptimal operational strategies, leading to energy efficiencies below the expected levels. Therefore, comprehensively and scientifically assessing the energy-saving potential of chiller plants, identifying the most critical areas for improvement, and proposing targeted optimization methods have become key research topics.

This study employs a data-driven approach to systematically evaluate the energy-saving potential of chiller plants from three aspects: design, equipment, and operation. A complete technical pathway is proposed, covering problem diagnosis to quantification of energy-saving potential. The main contents are as follows:

In the design aspect, the impact of chiller unit configuration and loop configuration on system energy efficiency is analyzed. For chiller configuration, the optimal scheme and its energy-saving effects are determined using chiller performance curves combined with the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. For loop configuration, the flow and head parameters are optimized using Kernel Density Estimation (KDE), and the energy-saving potential of design optimization is quantified.

In the equipment aspect, using the Tree-structured Parzen Estimator (TPE) algorithm, the study selects the optimal model algorithm and parameters from candidate algorithms and hyperparameter sets to build performance models for chiller plant equipment. By comparing nameplate condition data, the performance degradation of equipment and its impact on system energy efficiency are evaluated, and the energy-saving potential of equipment performance improvement is quantified.

In the operation aspect, K-Medoid clustering and association rule mining techniques are employed to identify effective operational strategies under various external conditions. The Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution

(TOPSIS) method is then used to select optimized operational strategies and evaluate their energy-saving effects.

Finally, the proposed methods are validated using actual operational data from the chiller plant of a commercial complex in Beijing. Results demonstrate that the proposed technical pathway, based on common data such as nameplate information and equipment operation parameters, effectively supports problem diagnosis and energy-saving potential evaluation in the design, equipment, and operation aspects. The case study reveals energy-saving potentials of 16.77%, 2.56%, and 4.36% for design, equipment, and operation optimizations, respectively, indicating that priority should be given to optimizing design configurations for maximum energy savings.

This research provides a scientific basis and technical support for the energy-saving evaluation and optimization of chiller plants, contributing significantly to the design and retrofit of energy-efficient buildings.

Key Words: Data-driven, chiller plant, energy-saving potential, optimization method, performance degradation, operational optimization

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景和意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 制冷机房设计方面问题研究.....	3
1.2.2 制冷机房设备方面问题研究.....	4
1.2.3 制冷机房运行方面问题研究.....	5
1.2.4 目前研究的局限性.....	6
1.3 研究内容和技术路线.....	6
1.4 论文章节安排.....	8
第 2 章 制冷机房的设计问题判断	10
2.1 概述.....	10
2.2 冷机配置合理性评估.....	10
2.2.1 冷水机组的性能曲线.....	10
2.2.2 特定负荷下冷水机组的性能计算.....	12
2.2.3 基于寻优算法的冷机配置方案.....	13
2.2.4 冷机配置改进节能潜力计算.....	16
2.3 冷冻环路和冷却环路配置合理性评估.....	16
2.3.1 环路优化设计流量计算.....	17
2.3.2 环路优化设计扬程计算.....	18
2.3.3 环路配置改进节能潜力计算.....	19
2.4 本章小结.....	19
第 3 章 制冷机房的设备问题判断	20
3.1 概述.....	20
3.2 实际制冷机房设备模型.....	20
3.2.1 设备模型参数.....	21
3.2.2 模型算法和超参优化.....	24
3.3 设备性能劣化评估.....	30
3.3.1 设备方面改进节能潜力计算.....	30

3.4 本章小结.....	31
第 4 章 制冷机房的运行问题判断	32
4.1 概述.....	32
4.2 数据预处理.....	33
4.2 外部工况划分.....	34
4.2.1 基于 K-Medoid 的外部条件聚类.....	34
4.3 有效运行策略挖掘.....	35
4.3.1 基于核密度 KDE 的变量离散化	35
4.3.2 基于关联规则挖掘的有效运行策略.....	38
4.4 最佳运行策略确定.....	39
4.4.1 基于 TOPSIS 的最佳运行策略选择	40
4.4.2 运行方面改进节能潜力计算.....	41
4.5 本章小结.....	42
第 5 章 案例验证	43
5.1 概述.....	43
5.2 数据概况与预处理.....	44
5.2 设计方面问题诊断结果.....	46
5.2.1 冷机配置合理性评估.....	47
5.2.2 一次侧冷冻环路配置合理性评估.....	49
5.2.3 二次侧冷冻环路配置合理性评估.....	50
5.2.4 冷却侧环路配置合理性评估.....	51
5.3 设备方面问题诊断结果.....	52
5.3.1 冷水机组性能评估.....	52
5.3.2 冷却塔性能评估.....	56
5.4 运行方面问题诊断结果.....	57
5.4.1 外部工况划分.....	58
5.4.2 有效运行策略挖掘.....	61
5.4.3 最佳运行策略确定.....	66
5.5 节能潜力分析总结.....	69
5.6 本章小结.....	70
第 6 章 结论与展望	71
6.1 研究总结.....	71
6.2 未来展望.....	72
附录 A: 运行问题诊断相关表格.....	73

致谢.....	78
参考文献.....	79
个人简历、在读期间发表的学术成果.....	83
个人简历：	83
已发表论文：	83

第1章 绪论

1.1 研究背景和意义

国际能源署（International Energy Agency, IEA）的研究数据显示，建筑领域在全球能源消耗和碳排放中占据显著比例，其中建筑运行能耗约占全球总能耗的34%，而与建筑运行相关的二氧化碳排放量则占全球总排放量的37%^[1]。与此同时，中国建筑节能协会能耗统计专业委员会发布的《中国建筑能耗研究报告（2022）》也指出，中国建筑运维阶段的碳排放量占全行业碳排放总量的20%以上^[2]。因此，在“双碳”目标（即2030年实现碳达峰、2060年实现碳中和）的战略背景下，建筑节能已成为我国能源转型和可持续发展的重要方向。



图 1.1 2020 年中国建筑全过程碳排放

在这一背景下，暖通空调（HVAC）系统作为建筑能耗的主要来源之一，其节能潜力尤为值得关注。研究表明，在大型商业建筑中，其能耗可达建筑物总能耗的50%左右^[3,4]，而冷源设备的能耗又占 HVAC 系统总能耗的约35%^[5]，因此，冷源设备的节能优化对整个空调系统的能源消耗具有显著影响。针对暖通空调系统制冷机房的节能分析，不仅能够有效降低空调系统的能耗，还能为高效制冷机房的建设提供支持，显得尤为重要。

高效制冷机房的核心目标是在满足建筑末端负荷需求的前提下，通过优化系统设备运行参数和调控策略，实现以较低的能耗输出较高的制冷量。换句话说，

高效制冷机房追求的是单位制冷量下的能耗最小化，从而实现节能降耗的目标。

美国供暖、制冷与空调工程师学会（ASHRAE）采用全年平均能效比（EER）的数值来对制冷机房进行分类。具体来说，EER 在 5.0 以上的机房被定义为高效机房，而 EER 在 3.5 以下的机房则被视为需要改造的制冷机房^[6]。这一分类方法可以帮助鉴别和评估不同机房的能效性能，如下图所示。

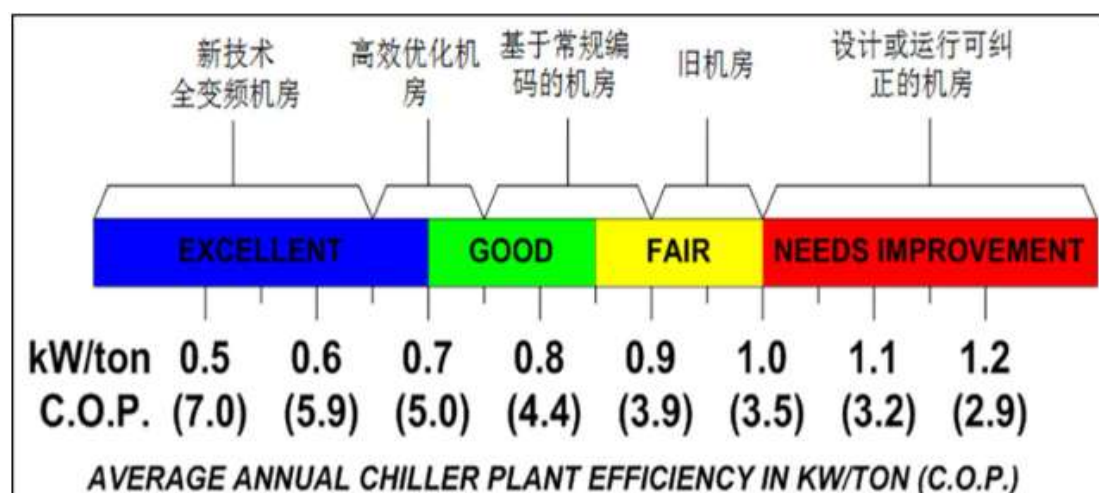


图 1.2 ASHRAE 全年制冷机房能效评价

不过，国内高效制冷机房的发展目前仍然处于初级阶段，绝大多数建筑的空调能耗依然居高不下。清华大学针对国内 67 个城市中以水冷离心机或螺杆机为冷源的制冷机房全年运行能效进行了深入的分析调研，结果显示，这些机房的系统综合能效比普遍低于 4.0，其中大部分机房的综合能效比集中在 3.0 至 4.0 之间^[7]。为加快推进高效制冷机房的发展，国家相继出台了一系列相关政策和标准。例如，2019 年 6 月，国家发展改革委等七部委联合印发了《绿色高效制冷行动方案》，明确提出到 2030 年，大型公共建筑制冷能效需提升 30%，同时绿色高效制冷产品的市场占有率要提高 40% 以上；此外，中国建筑科学研究院有限公司等单位也编制了《公共机构建筑空调系统节能改造技术规程》(T/CECS 935 2021)，旨在通过技术规范提升空调系统能效，推动高效机房的建设与改造。

而国内制冷机房运行能效低下的主要原因往往在于其设计和运行过于依赖理论模型和经验，这种方式虽然在一定程度上满足了系统的基础功能需求，但在实际应用中存在显著的局限性。一方面，在设计阶段，由于缺乏对建筑负荷动态性和使用场景的全面分析，可能导致设备选型过大或冗余配置^[8]，从而增加初始投资和长期能耗；另一方面，在设备层面，设备长期运行过程中的老化、效率下降以及不合理的维护措施会进一步加剧能耗的浪费。此外，在运行阶段，由于操作人员对运行策略和负荷需求变化的判断不足，常出现冷却塔、水泵、冷水机组

等设备的协同调控不当等问题,导致系统实际能效远低于理论设计值。因此,从设计、设备和运行这三个层面入手,全面评估制冷机房的问题,是当前学术研究和工程实践中的关键课题。

近年来,得益于物联网、传感器技术和大数据分析的快速发展,通过采集和分析制冷机房的运行数据,利用数据驱动的分析方法来识别系统中的问题、评估节能潜力,以及指导优化策略的实施,已经成为研究的热点^[9-11]。与传统的理论模型驱动方法不同,数据驱动方法以实际运行数据为基础,能够更全面地反映系统的动态行为和复杂的非线性关系。通过神经网络、机器学习等技术对历史和实时数据进行挖掘分析,可以准确识别设计、设备和运行中的能耗瓶颈,量化节能潜力,并预测不同优化措施的节能效果。

因此,若能利用数据驱动方法,从设计问题、设备问题和运行问题三个方面同时分析制冷机房的节能潜力,并提出一套适用于一般建筑的冷站节能潜力分析方法,将有助于提高现有制冷机房的能效水平,加速高效制冷机房的发展,具有重要的实际应用价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 制冷机房设计方面问题研究

一般工程实践中,空调设备通常是按照建筑的峰值负荷进行设计,并通过添加安全系数来确保容量的可靠性^[12]。然而,这种设计方式往往导致设备在运行时偏离其最佳运行性能。因此,在冷站设计方面,节能潜力分析的关键在于确定与当前建筑负荷分布最匹配的设备组合,以实现总体能耗的最小化。

现有研究通常针对具体的供冷需求,设计出多种可行的制冷机房系统配置方案。随后,通过设定优化目标(如系统能耗最低或运行效率最高),结合优化算法,找到最优的配置方案。例如,凌荣武等人^[13]从制冷机房的设计、建造和运行全生命周期的角度出发,通过比较不同布局和机组搭配方案在全生命周期中的成本,选择了最优的制冷机房配置方案。Fang 等人^[14]通过比较不同方案冷冻水系统的年运行匹配度来进行最优方案选择,系统运行匹配度是基于各设备在最佳运行性能状态下的能效与最大能效比值计算得到的。Catrini 等人^[15]对具有两个和三个涡旋式冷水机组的冷水机组网络进行了对称和非对称配置方案的经济分析,提出了一种比较投资成本和运营成本的方法来评估不同配置方案。Chen 等人^[16]在三种不同控制策略下评估了冷水机组设计方案对冷水机组网络能效的影响,指出

应用最佳控制策略需要考虑冷水机组在不同部分负荷率下的性能曲线。Moghaddas-Zadeh 等人^[17]通过 ANN 算法确定商用冷水机组多个容量配置下的性能曲线,结合粒子群优化算法找到最佳的冷机负载分布,通过生命周期成本分析选择最佳的优化配置。Torres 等人^[18]根据负荷需求情况确定含若干可用螺杆式冷水机组的冷水机组网络配置,并采用遗传算法求解冷机最优容量加载问题。Bhattacharya 等人^[19]运用贝叶斯优化方法确定了冷水机组网络的最佳调度方案,所提出的方法相比之前方案可降低近 33%的年耗电量。

此外,还有部分研究通过考虑不确定性,减少选型冗余程度来实现配置优化。例如, Jia 等人^[20]提出了一种鲁棒的多冷水机组系统容量配置选择方法,该方法在考虑年负荷曲线不确定性的同时,保证多冷水机组系统的年实际能效比满足年度能效比限值,且相比传统方法提高了 14%的配置可靠性。Niu 等人^[21]提出一个用于可再生冷源设计的计算模型,该模型综合考虑负荷需求与可再生能源的不确定性,从而选择经济可靠的冷源。曾瑞璇等人^[22]则通过量化设计阶段水系统的各种不确定因素,得到水泵扬程的概率密度分布,并选择累计概率密度达到 99.9%的扬程作为水泵优化设计扬程,从而实现水泵的选型优化。

1.2.2 制冷机房设备方面问题研究

制冷机房设备的性能对系统的长期稳定性和能效有着至关重要的影响。然而,在实际运行中,由于设备老化、部件磨损、积垢以及环境因素的作用,设备性能往往会逐渐劣化,导致能效下降和运行成本增加^[23,24]。例如,冷水机组的换热器在长期运行中容易因结垢或污垢积聚而导致换热效率下降;冷却塔在长期使用中,由于水质问题和环境影响,可能出现填料堵塞、热交换介质结垢以及风机效率降低等现象^[25];水泵则可能因泵体磨损、密封老化或叶轮积垢而引发运行效率下降等问题。因此,针对冷站设备的节能潜力分析,其核心在于通过有效的方法评估设备性能劣化的程度,并进一步分析改善效果。

Lee 等人^[26]提出了基于校准系数变化趋势的评估方法,该方法通过设备实际运行数据对初始性能模型进行校准,校准系数的变化能够有效反映目标设备的性能劣化率。Griffith B 等人^[27]则开发了一种线性模型,利用设备使用年限和年度性能退化率估算实时性能劣化情况,研究范围覆盖了包括直膨机组、冷水机组、锅炉、热泵,以及定频和变频风扇在内的多种空调设备。Philip Haves 等人^[28]提出了一种基于模型的方法,通过构建精细的设备模型,能够识别性能劣化的主要原因,并据此提出针对性的维护策略。Tzong-Shing Lee^[29]基于热力学定律和传热原理,建立了螺杆式冷水机组 COP 的经验模型,用于冷水机组性能的准确评

估。王昊等人^[30]通过测量实际运行数据,提出了水泵性能偏离度这一指标,用以评估供水设备的性能状态。Boris Halasz^[31]采用无量纲数学模型,将冷却塔效率表示为相关变量的函数,以预测冷却塔的热力性能。刘桂雄等人^[32]提出了一种湿式冷却塔热力性能评估新方法,该方法通过温度边值测量约束(TBVMC)实现了冷却塔热力性能的实时精准评估。

综上所述,目前针对制冷机房设备性能劣化的研究主要是利用实际运行数据建立评估模型,通过分析设备在特定工况下的能效指标,确定性能下降的程度。

1.2.3 制冷机房运行方面问题研究

制冷机房的运行策略对整个暖通空调(HVAC)系统的能效有着直接且重要的影响。早期的制冷机房运行大多依赖于人工经验或恒定工况下的运行方式^[33],随着变频设备的普及和控制算法的不断改进,各种新兴运行策略逐渐得到应用。然而,运行条件的复杂化也带来了潜在问题:运行策略的不当调整可能导致系统能效下降,运行成本增加。例如,冷机启动顺序的不合理可能导致设备远离高效运行区间,冷却水泵与冷却塔之间协同控制不足则会降低冷却效率。因此,如何结合运行数据有效评估和优化制冷机房的运行策略,已成为当前研究的重点方向之一。

在运行策略的评估和优化研究中,许多研究采用了基于模型的方法。一般来说,这类方法的主要步骤包括:首先建立各设备的仿真模型,用于模拟设备的能耗特性;其次,构建以成本或能耗最小化为目标的优化模型;最后,利用寻优算法确定运行参数的最优设定值。例如, Lu 等人^[34,35]通过数学模型描述空调系统中主要设备的能耗,并使用遗传算法调整参数,从而优化系统的总能耗。Kusiak 等人^[36]利用数据驱动的多元感知算法计算系统能耗,并通过优化控制设定点来降低总能耗。Pawe^[37]针对多台水泵并联的场景,利用遗传算法对水泵频率进行控制,根据末端负荷实时调整泵的流量,以在满足冷源需求的前提下实现节能。Karami 等人^[38]基于 Modelica 开发动态仿真模型,结合实际运行数据对模型进行校准,并使用粒子群优化算法寻找最优控制策略。Niu 等人^[39]以 Modelica 构建了完整的冷水机组网络系统,并搭建了基于 GenOpt-Dymola 的优化框架,通过上海的一个制冷机房案例分析了节能潜力。

然而,基于模型的方法通常需要详细且完善的数据进行系统建模,而实际现场数据往往难以满足这一要求,因此,部分研究转而采用数据挖掘的方法来评估和优化运行策略。数据挖掘技术分为有监督和无监督两种,其中无监督数据挖掘无需数据标签即可发现数据之间的内在联系,因此更适合实际应用^[40,41],并广泛

用于不同暖通空调系统的研究。例如, Fan 等人^[42,43]利用关联规则挖掘 (ARM) 分析香港某商业建筑的运行数据, 发现了典型的能耗模式, 包括功耗传感器故障和冷冻水泵控制策略不当。Zhou 等人^[44]使用 Apriori 算法提取不同运行条件下 COP 变化的关联规则, 优化操作参数后实现了 11.6% 的年冷却能耗降低。Gunay 等人^[45]开发了一种基于聚类的方法, 用于识别建筑 HVAC 系统中的设备故障, 发现了换热器和阀门的运行问题。Yang 等人^[46]提出了一种 k-shape 聚类方法, 分析建筑小时能耗数据, 有效提取了建筑能耗模式。Li 等人^[47]使用分层聚类法分析单台冷机在不同聚类下的 COP, 以确定节能潜力。Fan 等人^[48]应用基于图形挖掘的方法, 分析香港某公共建筑的运行数据, 发现了空气处理机组的节能协同控制策略及故障照明系统的优化策略。

从上述研究可以看出, 制冷机房运行方面的研究大多通过运行数据建模和智能算法挖掘, 分析不同工况下的运行策略并评估其能效。

1.2.4 目前研究的局限性

从上述国内外研究现状可以看出, 目前针对制冷机房节能潜力的分析多集中于设计、设备或运行的某一单一层面, 缺乏系统性的多层级综合评价体系。然而, 制冷机房能效低下的问题往往是多个方面因素共同作用导致的, 例如冷机配置不合理、设备性能衰减与运行策略低效并存。目前少有研究能够提供一种科学的方法, 识别现有制冷机房中最亟需改进的关键环节, 以实现最大化的节能收益。

此外, 受限于现场数据质量及计算复杂度, 大多数研究对制冷机房节能潜力的分析仍停留在定性层面, 仅指出设备或空调系统方面是否存在问题, 而缺乏精确的量化分析。因此, 如何基于常见的现场数据, 通过合理的方法量化计算设计、设备及运行各环节的节能潜力也是亟待解决的问题。

1.3 研究内容和技术路线

为解决上述研究中的不足, 量化设计、设备和运行三个层面的节能潜力, 回答“改进现有制冷机房的哪一方面能够实现最大的节能收益”这一问题, 本文的研究内容主要包括以下几个方面。

(1) 制冷机房设计方面问题判断

针对如何量化已有制冷机房在设计层面的节能潜力, 本文重点分析冷机和环路配置的优化策略。针对冷机配置而言, 主要基于冷机性能曲线和建筑的实际负荷分布, 利用寻优算法找出与当前建筑最匹配的冷机配置方案, 并计算当前方案

与最优方案之间的能效差距。对于冷冻环路和冷却环路配置而言，主要根据实际运行数据计算环路所需的流量与扬程，进而确定环路的最优设计流量和设计扬程，量化现有设计与最优设计之间的能效差距。

(2) 制冷机房设备方面问题判断

针对如何量化已有制冷机房在设备层面的节能潜力，本文重点评估设备性能劣化程度。首先通过实际运行数据建立冷水机组、水泵及冷却塔的设备模型，将铭牌工况数据代入模型计算设备额定性能，然后将实际运行数据与额定性能进行对比，量化由于设备劣化导致的能效下降情况。

(3) 制冷机房运行方面问题判断

针对如何量化已有制冷机房在运行层面的节能潜力，本文通过量化最优运行策略与实际运行策略之间的能效差距来计算。首先采用聚类方法对外部工况进行分类；然后基于关联规则挖掘技术，发掘每种工况下的有效运行策略；最后在综合考虑能效和策略接受程度，确定每种工况下的最优运行策略，并计算当前运行策略与最优策略之间的能效差距。

根据相关的研究内容，本文的大体技术路线如下图所示。

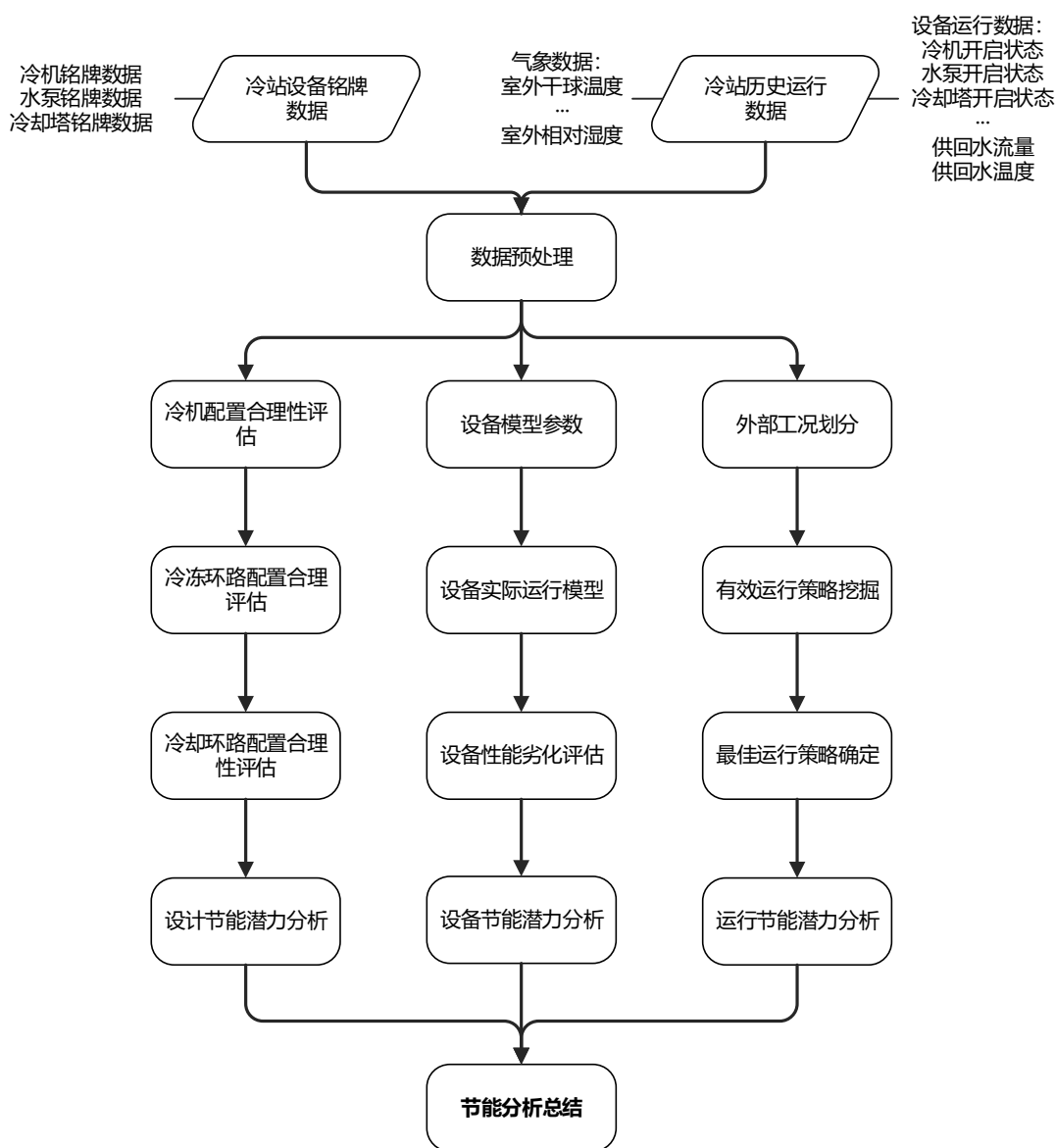


图 1.3 技术路线图

1.4 论文章节安排

本论文共分为六章，具体安排如下：

第一章主要介绍了制冷机房节能潜力评价方法的研究背景与意义，梳理了国内外研究现状，明确了研究内容与技术路线，并对全文章节的安排做出概述。

第二章重点讨论如何量化计算制冷机房设计方面的节能潜力。针对冷机配置问题，通过性能曲线结合粒子群优化（PSO）算法找出最优冷机配置方案，并计算节能潜力；针对冷冻环路和冷却环路配置问题，利用核密度估计（KDE）方法确定优化设计流量和优化设计扬程，并评估其节能潜力。

第三章聚焦于设备性能的评估与节能潜力分析。通过分析设备性能影响因素，确定设备模型的输入与输出变量；利用树形 Parzen 估计器（TPE）算法选择最佳建模算法，构建设备性能评估模型；评估设备劣化对能效的影响，并计算设备性能优化可能实现的节能潜力。

第四章提出了运行问题的判断方法，主要包括外部工况划分、运行策略挖掘与最优运行策略筛选。利用 K-Medoid 算法对外部工况进行分类，通过 KDE 和 FPTree 技术发掘有效运行策略，并基于 TOPSIS 方法筛选出最优运行策略，量化运行优化可能实现的节能潜力。

第五章主要是通过实际案例验证设计问题、设备问题以及运行问题的判断方法，计算各环节的节能潜力，并分析效果。

第六章总结了本文的研究成果，归纳论文的创新点与不足，并对后续工作进行了展望。

第2章 制冷机房的设计问题判断

2.1 概述

制冷机房的设计合理性直接影响系统运行的能效水平和可靠性。在传统设计过程中，设计人员通常根据设计日负荷和建筑负荷分布，确定冷水机组及其配套设备的配置。然而，实际运行中建筑负荷分布可能因功能调整或用途变化而偏离设计预测，导致设备配置与实际需求不匹配。这种设计偏差可能会引发设备运行效率下降、能源浪费等问题。

本章从设备配置的合理性角度出发，对制冷机房的设计问题进行系统分析。研究内容涵盖冷水机组、冷冻水环路和冷却水环路的配置合理性评估，旨在为改进设计方案、提升系统能效提供科学依据和优化建议。具体内容包括以下几个方面：

1. 冷水机组配置合理性评估：该部分内容以冷水机组的当前配置和实际负荷数据为输入，计算得出最佳冷机配置方案和其对应的节能潜力。方法主要是基于冷水机组的性能曲线，结合粒子群寻优算法，确定冷水机组最优配置方案，并通过计算优化前后配置方案的节能量，评估优化效果。

2. 冷冻环路和冷却环路的配置合理性评估：该部分内容以环路实际运行的流量和扬程数据为输入，计算得出优化设计的流量和扬程参数及其对应节能潜力。方法主要采用核密度估计（KDE）对优化设计的流量和扬程参数进行计算，并结合额定工况的简化评估方法，量化优化设计与现有配置的节能差距。

2.2 冷机配置合理性评估

冷水机组的配置是制冷机房设计的核心内容，其运行状态直接决定了系统的整体能效。合理的冷机配置应满足负荷需求，同时确保冷机在高效区间运行，避免因过多或过少冷机运行而导致能耗增加或负荷无法满足。本节通过冷机的性能曲线，利用寻优算法优化冷机台数配置方案，并计算优化配置后的节能潜力，为冷机配置提供科学依据。

2.2.1 冷水机组的性能曲线

冷水机组的运行能效通常与多个因素相关，包括冷冻水出水设定温度、冷却水进水温度和部分负荷率（PLR）等。然而，诸如冷却水进水温度和冷冻水温等因素往往与现场实际运行条件密切相关，难以用于冷机配置优劣的横向比较。因此，在冷机配置设计中，通过分析 PLR 对冷水机组运行能效 COP 的影响，建立 PLR-COP 性能曲线，在假定其他运行条件一致的前提下，比较不同配置方案的能效优劣。

常见的冷水机组主要包括离心式和螺杆式两种类型，根据运行特性又可细分为普通离心式、变频离心式等。冷水机组的性能系数 COP 与部分负荷率 PLR 之间的关系呈现出显著的非线性特征，这种关系在不同类型的冷水机组中存在一定差异。

不同类型冷水机组在设计工况下 COP 与 PLR 的典型特性可概括为以下几个范围^[49]。

表 2.1 常用冷水机组典型 COP-PLR 特性^[49]

冷水机组类型	负荷率 PLR（设计工况）		
	COP 峰值范围	COP 下降拐点范围	安全运行范围
离心式	90%~80%	70%~60%	100%~40%
变频离心式	80%~60%	50%~40%	100%~30%
螺杆式	90%~60%	50%~40%	100%~20%

为了量化冷水机组在不同 PLR 下的运行能效，需要引入统一的衡量标准。由于不同冷机的额定 COP 可能存在较大差异，直接比较绝对 COP 值并不能充分反映设备的能效水平。为此，采用实际 COP 与满负荷 COP 的比值作为归一化指标，能够更加直观地反映设备在不同 PLR 条件下的运行表现。

根据文献^[49]中提出的不同类型冷水机组的多组 PLR 和对应 $\overline{COP}$ 数据点，采用最小二乘法对 $PLR - \overline{COP}$ 曲线进行拟合，建立冷水机组的性能曲线。拟合后的性能曲线可用以下公式表示。

$$\overline{COP} = a \cdot PLR^2 + b \cdot PLR + c \quad (2.1)$$

式中， $\overline{COP}$ 为实际 COP 与满负荷 COP 的比值；a、b、c 分别为由最小二乘法确定的拟合参数。

通过该拟合曲线，可以定量描述冷水机组在不同 PLR 下的 $\overline{COP}$ ，具体如下图所示。而拟合后的性能曲线将作为后续能效评估和优化的依据。

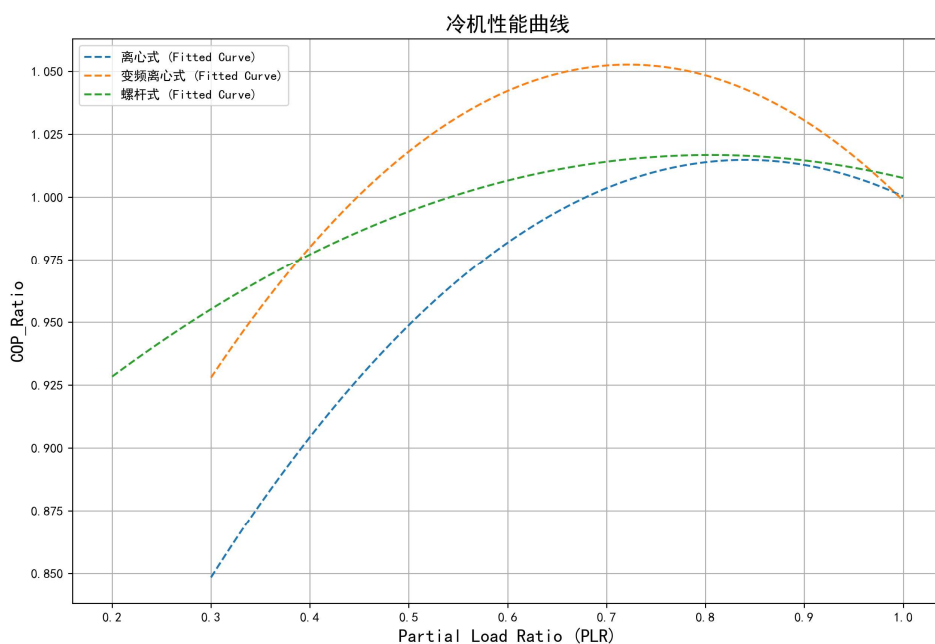


图 2.1 常见类型冷水机组性能曲线

2.2.2 特定负荷下冷水机组的性能计算

在相同的负荷条件下,不同的冷机开启组合会导致部分负荷率 PLR 的不同,从而影响整体能效。例如,对于 4000 kW 的负荷,开启 2 台 2500 kW 冷机和开启 4 台 1000 kW 冷机的 PLR 是不同的,因此其整体能效也会存在差异。

为了更好比较不同冷机配置之间的理论差距,应尽可能保证冷水机组运行在高效区间,以实现更高的 COP。因此,本研究采用以下方法计算特定负荷条件下冷水机组的 $\overline{COP}$ 。

(1) 冷机容量组合的生成

对于制冷机房中所有可用的冷水机组,根据冷机的不同开启策略,可以生成所有可能的总额定制冷量组合。例如,若机房配置了 1 台 2000 kW 冷机和 2 台 1000 kW 冷机,则可能的容量组合为 1000kW,2000kW,3000kW 和 4000kW。这些组合反映了不同冷机开启策略下的总制冷能力。

(2) 计算各容量组合下的 PLR

假设每台冷机的部分负荷率 PLR 均相同,则对于某一特定负荷,可计算其与所有可能额定制冷量组合的比值,从而得到各组合下的冷机 PLR。计算公式如下。

$$PLR = \frac{Q_t}{C_{comb}} \quad (2.2)$$

式中, Q_t 为当前负荷需求, kW; C_{comb} 为组合后的总额定制冷能力, kW。

(3) 根据 $PLR - \overline{COP}$ 性能曲线计算 $\overline{COP}$

利用前述拟合的 $PLR - \overline{COP}$ 性能曲线, 计算出每种容量组合 $C_{comb,i}$ 下冷水机组的 $\overline{COP}$, 然后选取 $\overline{COP}$ 最大值作为该负荷下冷水机组的 $\overline{COP}_t$ 。

$$\begin{aligned} \overline{COP}_t &= \max \left(\sum_{i=1}^N \overline{COP}(PLR_i) \right) \\ &= \max \left(\sum_{i=1}^N \overline{COP} \left(\frac{Q_{t,i}}{C_{comb,i}} \right) \right) \end{aligned} \quad (2.3)$$

式中, N 为当前冷水机组配置下能得到的所有额定制冷量组合个数。

2.2.3 基于寻优算法的冷机配置方案

由于已知制冷机房的实际运行数据, 可以通过这些数据计算建筑的实际负荷分布情况。建筑负荷的计算公式如下:

$$Q = m \times c_p \times (T_{in} - T_{out}) \quad (2.4)$$

式中, m 为流体的质量流量, kg/s; c_p 为流体的比热容, kJ/(kg·K); T_{in} 为流体的入口温度, °C; T_{out} 为流体的出口温度, °C。

而在已知负荷分布的前提下, 通过计算不同配置方案在各负荷点下的能效指标以寻求冷水机组的最佳配置, 这本质上就是一个典型的优化问题, 其核心目标是从所有可能的冷机配置组合中, 筛选出能使 $\overline{COP}$ 最大化的最优方案。

2.2.3.1 寻优算法介绍

针对优化问题, 目前常见的求解方法可分为两类: 迭代算法和全局搜索算法。

迭代算法通过连续逼近问题的最优解来完成优化, 其基本思想是从初始解开始, 根据某种规则逐步调整解的状态, 使其向目标函数的最优值靠近。迭代算法通常适用于连续函数的优化问题, 能够快速收敛到局部最优解。常见的算法有梯度下降法、牛顿法和共轭梯度法。

全局搜索算法模拟自然界中的物理、化学或生物现象, 通过随机或模拟规则的方法在整个解空间中搜索最优解。与迭代算法相比, 全局搜索算法能够避免陷入局部最优解, 适合解决复杂的非线性、多目标优化问题。常见的算法包括遗传算法 (GA)、模拟退火算法 (SA) 和粒子群优化算法 (PSO) [50]。

在本研究中,为了在多约束条件下高效搜索最优冷机配置方案,决定采用较为通用的粒子群优化(PSO)算法。PSO 算法是一种基于群体智能的全局优化算法,由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出,模拟鸟群在觅食时通过协作寻找食物的过程。

PSO 算法通过定义一群粒子,每个粒子代表解空间中的一个候选解。粒子会根据自身的经验和群体的全局最优经验调整其速度和位置,从而在解空间中逐步逼近最优解。其实现步骤如下

1. 初始化:随机生成粒子群的初始位置和速度,每个粒子表示一个冷机配置方案。
2. 适应度计算:评估每个粒子的适应度值,并记录粒子的个体最优位置和全局最优位置。
3. 速度更新:根据以下公式更新每个粒子的速度。

$$v_i^{(k+1)} = w \cdot v_i^{(k)} + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_i - x_i^{(k)}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest - x_i^{(k)}) \quad (2.5)$$

式中, $v_i^{(k+1)}$ 为第 $k+1$ 代时粒子 i 的速度; w 为惯性权重,用于平衡全局搜索与局部搜索; c_1 、 c_2 为学习因子,分别控制个体学习和群体学习的权重; r_1 、 r_2 为随机数,用于引入探索性。

4. 位置更新:利用以下公式更新粒子的位置。

$$x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + v_i^{(k+1)} \quad (2.6)$$

式中, $x_i^{(k+1)}$ 为粒子 i 在第 $k+1$ 代的当前位置。

5. 迭代终止:当达到预设的最大迭代次数或适应度值收敛时,停止算法并输出最优解。

2.2.3.2 寻优算法相关参数设计

本小节基于 PSO 算法,对冷水机组配置优化问题的相关参数进行了详细设计。设计过程中,综合考虑了冷水机组运行特点、优化问题的实际约束,制定了输入变量、约束条件和评估函数的合理方案,以保证优化结果的实用性与工程可行性。

(1) 输入设计

针对冷水机组配置优化问题,输入变量主要包括冷水机组容量种类个数 k 和冷水机组台数 v_n 。这两个核心参数决定了优化算法中用于计算的内部变量结构。

冷水机组容量种类个数(k):冷机容量种类的数量直接影响到系统配置的灵活性与运行稳定性,容量类型过多容易导致后期运行时的水力不平衡。通过指定

容量种类个数 k ，可以生成相应的容量组合 $\{v_{c,1}, v_{c,2}, \dots, v_{c,k}\}$ 作为优化计算中的内部参数， v_c 表示冷水机组容量种类。

冷水机组台数 (v_n)：每种容量对应的机组台数 $\{v_{n,1}, v_{n,2}, \dots, v_{n,k}\}$ 是另一个关键输入变量。优化过程中，通过对台数进行约束，确保方案符合机房的空间布局 and 成本限制。

这两个输入变量共同决定了 PSO 算法内部输入 x 的组成。内部输入 x 可以表示为：

$$x = \{v_{c,1}, \dots, v_{c,k}, v_{n,1}, \dots, v_{n,k}\} \quad (2.7)$$

式中，前 k 个变量代表冷机的容量种类；后 k 个变量代表每种容量对应的设备台数。

(2) 约束条件

约束条件的设置旨在确保优化方案的物理可行性和工程实用性。本研究结合实际运行需求设置了以下约束：

等式约束：所有不同容量类型的冷机台数之和需等于冷水机组台数 v_n 。

$$\sum_{i=1}^k v_{n,i} = v_n \quad (2.8)$$

不等式约束：冷机容量总制冷量需覆盖最大负荷需求 $Q_{\max}$ ，同时控制在一定范围内以减少浪费。

$$\sum_{i=1}^k v_{c,i} \cdot v_{n,i} \geq Q_{\max} \quad (2.9)$$

$$\sum_{i=1}^k v_{c,i} \cdot v_{n,i} \leq 1.1 \cdot Q_{\max} \quad (2.10)$$

(3) 评估函数

评估函数用于量化不同配置方案的优劣，以实现优化目标。本研究的评估函数基于上节的冷水机组性能曲线，目标是最大化平均 $\overline{COP}$ 。

$$f(x) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \overline{COP}_i(Q_i) \quad (2.11)$$

式中， N 为负荷点总数； $\overline{COP}_i(Q_i)$ 的计算方式如上节“特定负荷下冷水机组的性能计算”中所示。负号是为适配 PSO 算法的最小化问题，将优化目标由最大化 COP 转换为最小化负 COP。

除上述设计外，本研究对 PSO 算法的其他相关参数进行了设置，具体内容如下表所示。

表 2.2 PSO 算法相关参数设置

参数	变量符号	下界	上界	备注
冷机容量	$v_{c,i}$	1000	$Q_{\max}$	冷机容量范围，单位 kW
某容量冷机台数	$v_{n,i}$	1	v_n	每种冷机台数范围
变量维度	d	2k		输入维度，由冷机种类数 k 确定
粒子个数	n	100		PSO 参数，固定粒子数量
迭代次数	T_max	300		最大迭代次数，固定

2.2.4 冷机配置改进节能潜力计算

本节通过对优化前后的冷水机组配置方案进行性能对比，计算因冷机配置优化带来的节能效果。节能量的计算基于前述 $\overline{COP}$ 计算模型，通过最优配置方案的 $\overline{COP}$ 与现有配置方案的 $\overline{COP}$ 进行比较，从而评估配置改进的节能潜力。

冷机配置改进节能量计算公式如下所示。

$$\begin{aligned}
 \eta_{chiller_config} &= \frac{\overline{COP}_{opt,avg} - \overline{COP}_{base,avg}}{\overline{COP}_{base,avg}} \times \beta_{chiller} \times 100\% \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n \overline{COP}_{opt,i} - \sum_{i=1}^n \overline{COP}_{base,i}}{\sum_{i=1}^n \overline{COP}_{base,i}} \times \beta_{chill} \times 100\% \quad (2.12)
 \end{aligned}$$

式中，n 为冷机负荷样本点总数； $\overline{COP}_{opt,i}$ 为第 i 个样本点下最优冷机配置方案计算得到的 $\overline{COP}$ ； $\overline{COP}_{base,i}$ 第 i 个样本点下现有冷机配置方案计算得到的 $\overline{COP}$ ； $\beta_{chiller}$ 为冷水机组能耗占制冷系统总能耗的比例。

通过上述计算，可以定量评估优化冷机配置带来的节能效果。

2.3 冷冻环路和冷却环路配置合理性评估

在制冷机房的系统设计中，冷冻环路和冷却环路的设备配置同样也影响整体系统的能效水平。其中，冷冻环路主要由冷冻水泵构成，而冷却环路则由冷却水泵和冷却塔共同组成。作为环路的核心动力设备，水泵对系统能效影响显著。相

比之下，冷却塔虽然也是环路的重要组成设备，但其能耗占比较低且不同配置方案对系统能效的影响难以量化，因此，本研究的环路配置合理性评估将聚焦于水泵配置方案的评估。

然而，由于水泵的控制方式（如变频设置、定压差或定温差控制）、实际运行条件（如不同的开启台数）以及运行特性曲线的多样性，直接计算不同水泵配置方案的能耗并进行对比评估存在较大困难。因此，本研究从优化环路设计参数的角度出发，基于实际运行数据，确定优化的环路设计流量和设计扬程，以实现水泵配置的合理优化，并据此量化环路配置的节能潜力。

2.3.1 环路优化设计流量计算

水泵配置的合理性首要依赖于环路流量设计是否能满足系统负荷的需求。为此，本小节通过结合实际运行数据计算得到的负荷数据，配合预设温差，计算理论流量。同时，采用核密度估计（Kernel Density Estimation, KDE）方法进一步分析流量的概率分布，最终选取流量的 99.9% 累积概率值作为环路的选型流量。

根据热平衡公式，已知系统负荷和假定温差，可计算理论流量，计算公式如下所示。

$$G = \frac{Q}{c_p \times \Delta T} \quad (2.13)$$

式中， Q 是负荷，kW； c_p 为流体的比热容，kJ/(kg·K)； ΔT 为假定的流体温差，℃。

将计算得到的流量数据作为样本点，利用核密度估计（KDE）方法生成流量的概率分布曲线。KDE 是一种非参数统计方法，通过平滑处理样本点分布来估计随机变量的概率密度函数。具体核密度估计公式^[51]如下所示。

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)}{nh} \quad (2.14)$$

式中， x_i 为同分布的测量值； n 是样本总数； K 是核函数，本研究使用了高斯核； h 是带宽，本研究基于默认的 Scott's Rule 方法^[52]确定，如(X.15)所示。

$$h = \sigma \cdot n^{-\frac{1}{d+4}} \quad (2.15)$$

式中， σ 为样本数据的标准差； d 为数据的维度。

在得到流量的概率分布曲线后，进一步计算流量的累积概率曲线，用于分析流量覆盖率。累积概率函数计算公式如下。

$$F(X) = \int_{-\infty}^X f(x)dx \quad (2.16)$$

根据累积概率曲线，选取累积概率为 99.9% 时对应的流量值作为满足环路要求的优化选型流量，相关示意图如下所示。

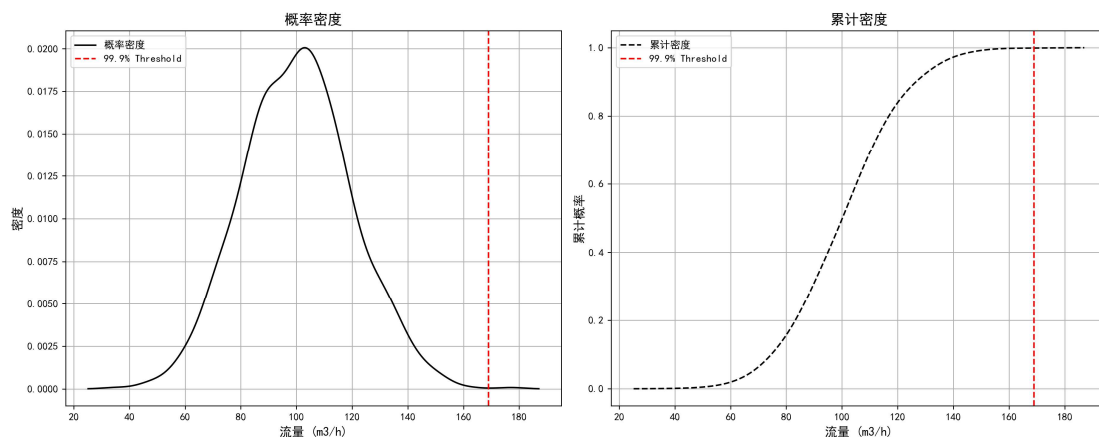


图 2.2 流量概率分布曲线和累积概率曲线示意图

2.3.2 环路优化设计扬程计算

扬程同样是水泵配置合理性评估中的关键指标，直接影响系统的能效。扬程可由系统阻抗和流量的乘积计算得到，但在实际运行中，环路阻抗往往受到管路调整和系统运行状态的影响，呈现出动态变化的特性。

因此，本小节与上节流量计算类似，首先通过实际运行数据计算得到系统阻抗。阻抗的计算公式如下。

$$S = \frac{\Delta P}{G^2} \quad (2.17)$$

式中， S 为系统阻抗， $\text{Pa} \cdot \text{h}^2/\text{m}^6$ ； ΔP 为实际运行数据中水泵前后的压差， Pa ； G 为实际运行数据中水泵的流量， m^3/h 。

然后，将计算得到的阻抗数据作为样本点，利用核密度估计（KDE）方法生成阻抗的概率分布曲线，选取阻抗的 99.9% 累积概率值作为环路的选型阻抗，并结合上节计算得到的选型流量数据确定优化选型扬程，以确保环路设计满足系统运行需求并最大化能效。

$$\Delta P = S \times G^2 \quad (2.18)$$

式中， S 为选型阻抗，取自 KDE 分析的 99.9% 累积概率值， $\text{Pa} \cdot \text{h}^2/\text{m}^6$ ； G 为选型流量， m^3/h 。

2.3.3 环路配置改进节能潜力计算

本节将结合前述环路优化设计流量和扬程的计算结果,通过比较现有水泵组配置的额定做功与优化设计参数计算得到的理论做功差距,在假设水泵组做功效率不变的前提下,定量评估环路配置改进的节能潜力。

环路配置改进节能量计算公式如下所示。

$$\begin{aligned}\eta_{loop_config} &= \frac{P_{base} - P_{opt}}{P_{base}} \times \beta_{loop} \times 100\% \\ &= \frac{G_{base}\Delta P_{base} - G_{opt}\Delta P_{opt}}{G_{base}\Delta P_{base}} \times \beta_{loop} \times 100\%\end{aligned}\quad (2.19)$$

式中, P_{base} 为环路中现有水泵组的额定总做功; P_{opt} 为优化设计流量和扬程的理论总做功; $G_{base}, \Delta P_{base}$ 分别为环路中现有水泵组的额定流量和扬程; $G_{opt}, \Delta P_{opt}$ 分别为前续计算得到的优化设计流量和扬程; β_{loop} 为环路中水泵组能耗占制冷系统总能耗的比例。

通过上述计算,可以定量评估优化环路配置带来的节能效果。

2.4 本章小结

本章围绕制冷机房的设计问题展开了系统分析,重点研究了冷水机组及环路(水泵)配置的合理性。

在冷水机组配置方面,结合冷水机组的部分负荷率(PLR)性能曲线与 PSO 算法,提出了高效配置方案,并通过对比最优配置与现有配置的节能量,量化了冷机配置改进带来的节能潜力。在环路配置方面,通过核密度估计方法(KDE)计算设计流量与设计扬程的优化值,并结合额定工况下的简化评估方法,量化了环路配置改进带来的节能潜力。

本章研究为制冷机房整体节能潜力评价提供了设计层面的诊断和量化方法。

第3章 制冷机房的设备问题判断

3.1 概述

随着设备的运行时间增加,制冷机房中各类制冷设备不可避免地会出现性能劣化现象,导致系统效率下降、能耗上升。为确保设备运行的高效性,需要建立科学的设备问题判断方法。

设备问题判断的核心在于准确刻画设备的实际运行状态。这首先需要深入分析制冷机房中各类设备的运行机理,明确影响设备性能的关键因素;其次,采用合适的模型算法并进行参数优化,以准确反映设备的实际运行状态;最后,基于建立的设备模型,评估设备性能劣化的程度及其对系统能效的影响,为制冷机房的设备优化提供科学依据。

因此,本章的研究内容主要包括以下几部分:

1. 关键参数识别与数学模型构建:基于设备运行机理分析,明确影响冷水机组、冷却塔和水泵性能的主要参数,建立能够准确反映各设备实际运行特性的数学模型。
2. 模型优化与算法选择:利用组合算法选择与超参数优化(CASH)方法,通过树形 Parzen 估计器(TPE)优化算法,在多个候选机器学习算法中筛选出最优建模方法,并确定其最佳参数配置,以提升模型精度和稳定性。
3. 设备性能劣化评估与节能潜力分析:基于建立的设备模型,通过对比设备在额定工况下的实际性能指标与铭牌参数,评估设备性能劣化程度,并计算设备性能恢复可能实现的节能潜力。

通过上述方法,本章构建了一个完整的设备问题判断框架,输入为设备实际运行数据(如冷水机组的运行参数、冷却塔的进出水温度、水泵的流量和扬程等),输出为设备性能劣化评估结果及其节能潜力,为制冷机房设备层面的诊断提供了科学依据。

3.2 实际制冷机房设备模型

实际冷站设备模型的建立是进行设备问题判断的基础。本节首先基于设备的运行机理确定影响设备性能的关键输入输出变量,再利用黑箱算法建立这些变量之间的映射关系,从而得到能够准确反映设备实际运行状态的模型。

3.2.1 设备模型参数

3.2.1.1 冷水机组

作为制冷系统的核心设备，冷水机组不仅是冷源系统中最关键的组件，也是能耗最高的用能设备。通过蒸发器、压缩机、冷凝器和膨胀阀四个核心部件，冷水机组完成完整的制冷循环。在此过程中，冷冻水和冷却水系统与冷水机组进行换热，其性能受两大水系统中多个运行参数的动态影响。

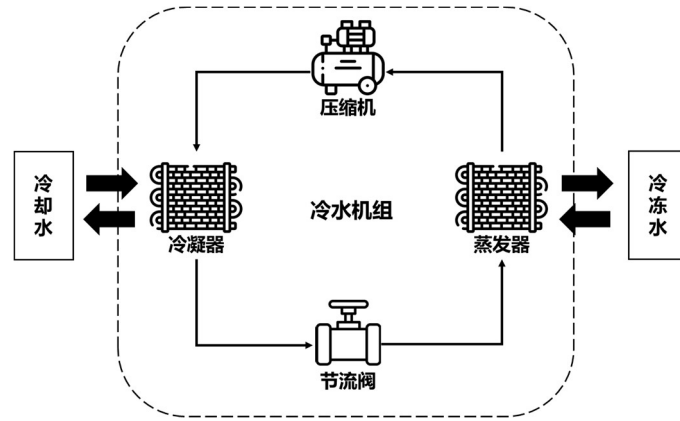


图 3.1 冷水机组原理示意图

为了准确描述冷水机组在各种工况下的运行特性，许多研究者从不同视角建立了多种数学模型。部分模型如下。

(1) 一次回归模型（SL 模型）^[53]

$$COP = k_0 Q_0 + k_1 T_{CHW,in} + k_2 T_{CW,in} \quad (3.1)$$

式中， $k_0 \sim k_2$ 为模型拟合系数； Q_0 为制冷量，kW； $T_{CHW,in}$ 和 $T_{CW,in}$ 分别为冷冻水回水温度和冷却水回水温度，℃。

(2) 多元多项式简化模型（SMP 模型）^[54]

$$\begin{aligned} COP = & k_0 + k_1 Q_0 + k_2 T_{CHW,out} + k_3 T_{CW,in} \\ & + k_4 Q_0^2 \\ & + k_5 Q_0 \cdot T_{CHW,out} + k_6 Q_0 \cdot T_{CW,in} + k_7 T_{CHW,out} \cdot T_{CW,in} \end{aligned} \quad (3.2)$$

式中， $k_0 \sim k_7$ 为模型拟合系数； Q_0 为制冷量，kW； $T_{CHW,out}$ 和 $T_{CW,in}$ 分别为冷冻水出水温度和冷却水回水温度，℃。

从上述公式和冷水机组的工作原理可知，影响冷水机组运行性能的关键参数主要包括：机组的实际制冷量 Q_0 、冷冻水的进出水温度 $T_{CHW,in}$ 、 $T_{CHW,out}$ 以及冷却水回水温度 $T_{CW,in}$ 。其中，制冷量 Q_0 直接反映机组的负荷状态，冷冻水温度 $T_{CHW,in}$ 、 $T_{CHW,out}$ 体现了蒸发器侧的换热条件，而冷却水温度 $T_{CW,in}$ 则表征了冷凝

器侧的工作环境。因此冷水机组的运行特性模型可由下式确定。

$$COP = f(Q_0, T_{CHW,in}, T_{CHW,out}, T_{CW,in}) \quad (3.3)$$

3.2.1.2 冷却塔

冷却塔作为制冷系统中实现水-空气直接接触换热的关键设备，其降温过程主要通过显热传递和水的蒸发潜热两种传热方式协同完成。在运行过程中，高温冷却水经淋水装置分散成水滴或水膜，与风机驱动的空气流进行充分接触换热。此过程中，一方面水分的蒸发带走大量潜热，另一方面水滴与空气之间的温差驱动显热传递，两种换热机制的共同作用最终实现了冷却水的降温。而常见的冷却塔有逆流式和横流式两种^[55]。

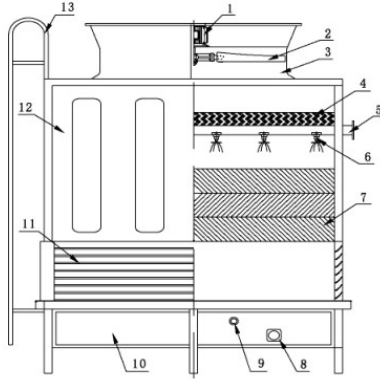


图 3.2 逆流式冷却塔示意图^[55]

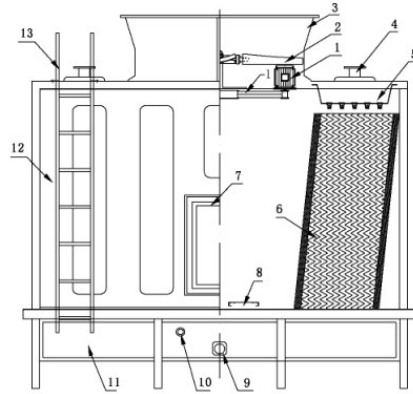


图 3.3 横流式冷却塔示意图^[55]

为评估冷却塔的传热性能，学术界普遍采用 NTU-接触单元数模型^[56,57]进行分析。该模型基于传热传质原理，通过计算水-空气间所需的理论接触单元数来表征冷却塔的热湿交换效果。相关计算公式如下。

$$Q_t = \varepsilon_a m_a (h_{a,w,i} - h_{a,i}) = m_w c_w (T_{w,in} - T_{w,out}) \quad (3.4)$$

式中， Q_t 是冷却塔单元散热量，kJ/h； ε_a 是空气侧换热效率，无量纲； m_a 为塔中空气质量流量，kg/h； $h_{a,w,i}$ 为空气出塔焓值，kJ/kg； $h_{a,i}$ 为空气进塔焓值，kJ/kg； m_w 是水的质量流量，kg/h； c_w 是水的比热容，kJ/(kg·K)； $T_{w,in}$ 和 $T_{w,out}$ 分别是流经冷却塔冷却水的进出水温度，℃。

空气侧换热效率 ε_a 计算公式一般简化为如下所示。

$$\varepsilon_a = \frac{1 - e^{-m^* \cdot (1 - e^{-NTU})}}{m^*} \quad (3.5)$$

式中， m^* 是冷却塔中空气与水的换热效率比，无量纲； NTU 是计算单元数，无量纲。二者的计算方法如下。

$$m^* = \frac{m_a c_s}{m_w c_w} \quad (3.6)$$

$$c_s = \left(\frac{dh_s}{dT} \right) |_{T=T_w} \approx \frac{h_{a,w,i} - h_{a,in}}{T_{w,in} - T_{w,out}} \quad (3.7)$$

$$NTU = \beta \left(\frac{m_{w,i}}{m_a} \right)^{n+1} \quad (3.8)$$

式中, c_s 为饱和空气定压比热容, $\text{kJ}/(\text{kg} \cdot \text{K})$; NTU 中的 β 和 n 为工程经验系数, 和塔设备特性有关。

通过上述对冷却塔传热模型的分析可以得出, 对于特定冷却塔而言, 其运行性能主要受冷却水流量 G_w 、进塔风量 G_a 、进塔水温 $T_{w,in}$ 以及环境空气焓值 h_a 等因素的综合影响。其中, 空气焓值 h_a 可通过干球温度 $T_{a,d}$ 和湿球温度 $T_{a,w}$ 进行表征。

而考虑到工程应用的实际需求和测量的可行性, 选择以冷却水温差 ΔT_{ct} 作为衡量冷却塔冷却效果的直接指标。据此, 可建立描述冷却塔的运行特性模型, 其数学表达式如下。

$$\Delta T_{ct} = f(G_w, G_a, T_{w,in}, T_{a,d}, T_{a,w}) \quad (3.9)$$

3.2.1.3 水泵

水泵作为制冷系统中的重要动力设备, 其主要作用是为冷冻水和冷却水系统提供循环动力。在制冷机房中, 水泵通过克服管路、换热设备等部件的阻力, 维持水系统的稳定循环, 从而确保冷水机组与末端之间、冷水机组与冷却塔之间的高效热量传递。

对于水泵而言, 其运行特性受多重因素综合影响, 主要包括管网系统阻抗 S 、水泵运行频率 fre 、实时流量 Q 以及相应的扬程 H 等关键参数。水泵的工作点通常由管网特性曲线和水泵特性曲线的交点确定, 这一交点反映了水泵在特定工况下的实际运行状态, 如下图所示。

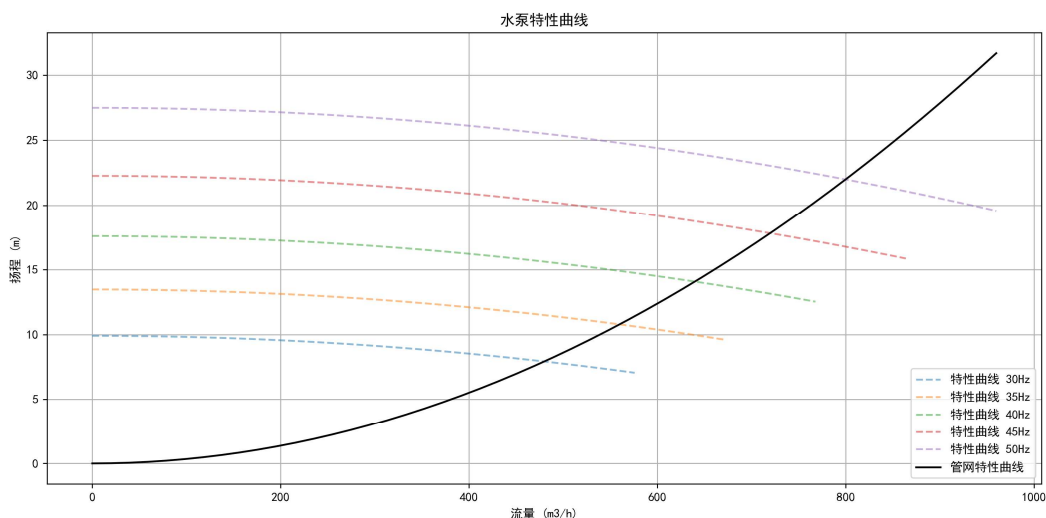


图 3.4 水泵特性曲线示意图

可以发现，对于特定水泵而言，在给定运行频率 fre 的条件下，水泵流量 Q 与其对应的扬程 H 存在确定性关联。因此，水泵的运行特性模型可表示如下。

$$H = f(fre, Q) \quad (3.10)$$

3.2.2 模型算法和超参优化

在上一小节中，已对制冷机房关键设备的模型输入输出变量进行了系统性分析和确定。然而，一个高效准确的预测模型不仅依赖于变量选取，更取决于所采用的算法及其相关的超参数。

因此，为了获得最优的预测模型，需要同时解决算法选择和超参数优化这两个紧密关联的问题。这种既要在多个候选算法中选择最适合的算法，又要确定该算法最优超参数组合的问题，在机器学习领域被称为组合算法选择和超参数优化（Combined Algorithm Selection and Hyperparameter optimization, CASH）问题，其最早由 Thornton 等人在 Auto-WEKA^[58]这篇文献中提出。其问题的数学描述可由下述公式表示。

$$A^*, \lambda_* \in \underset{A^{(j)} \in \mathcal{A}, \lambda \in \Lambda^{(j)}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \operatorname{Loss} \left(A_{\lambda}^{(j)}, D_{train}^{(i)}, D_{valid}^{(i)} \right) \quad (3.11)$$

式中， $\mathcal{A} = A^{(1)}, \dots, A^{(R)}$ 表示可选算法合集； $\Lambda^{(j)}$ 为算法 $A^{(j)}$ 超参数的取值域； $D_{train}^{(i)}$ 和 $D_{valid}^{(i)}$ 分别为 K 折交叉验证中的第 i 个训练集和验证集； Loss 为选定的损失函数。

而针对 CASH 问题，Thornton 等人提出采用基于树的贝叶斯优化方法^[59,60]

进行求解。该方法是一种序贯模型优化策略(Sequential Model-Based Optimization, SMBO)，其核心思想是通过构建代理模型(surrogate model)来逼近目标函数，从而有效指导超参数的搜索过程。在 CASH 问题中，基于树的贝叶斯优化方法使用树形 Parzen 估计器(Tree-structured Parzen Estimator, TPE)作为代理模型，这种方法适合处理具有条件依赖关系的超参数优化问题。基于上述优势，本研究选择使用该方法来实现算法选择和超参数的联合优化。

为验证方法有效性，本小节将选取某冷水机组的实际运行数据作为测试用例。首先是对采集的运行数据进行预处理。随后，通过设置候选算法集合及其对应的超参数搜索空间，运用 TPE 算法进行优化求解。最后，通过评价指标对优化结果进行分析和验证。

1) 数据预处理

冷水机组模型的输入和输出由上小节确定，输入为机组的制冷量 Q_0 、冷冻水的进出水温度 $T_{CHW,in}$ 、 $T_{CHW,out}$ 以及冷却水回水温度 $T_{CW,in}$ ，输出为冷水机组 COP。

首先，采用四分位法(IQR)对输出变量 COP 进行异常值检测，通过计算数据的四分位数和四分位距，筛选出有效的运行数据。超出该区间的样本被视为异常并剔除。

四分位法是一种用于处理异常离群值的统计方法，通过分析数据的分布特征来识别和处理异常值。它利用数据的四分位数，将数据分为四个部分，其中第一个四分位数(Q1)表示数据的下四分位数，第三个四分位数(Q3)表示数据的上四分位数。离群值的判定通常基于四分位距(IQR)，即 Q3 与 Q1 的差值。通常将数据范围设定为 $[Q1 - 1.5 * IQR, Q3 + 1.5 * IQR]$ ，超出此范围的数值即被视为异常值。

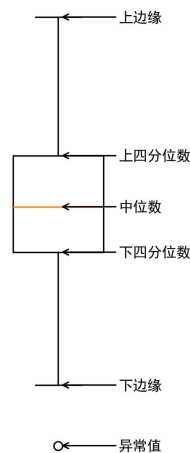


图 3.5 箱型图示意

然后，将运行数据按照 8: 2 的比例划分成训练集和验证集。

最后，对各输入变量进行标准化处理，消除量纲影响，使各变量分布具有一致的尺度。

2) 基于 TPE 的候选算法和超参优化

为了覆盖不同设备建模需求和特性的广度，本研究选取五种具有代表性的机器学习算法作为候选算法集合。这些算法包括线性回归(LR)、k 近邻回归(KNN)、支持向量回归(SVR)、随机森林(RF)和极致梯度提升(XGBoost)。

✧ 线性回归 (Linear Regression, LR)

LR 是一种基础的回归方法，其假设变量之间存在线性关系，通过最小化误差平方和来拟合线性模型，适用于变量关系较为直观的场景，但对非线性关系的建模能力有限。

✧ k 近邻回归 (K-Nearest Neighbors, KNN)

KNN 是一种非参数模型，通过计算样本与其邻近点的距离，利用邻近样本的平均值或加权平均值进行预测。它无需显式建模，对数据分布没有假设，但对高维数据敏感，计算复杂度随样本量增加而上升。

✧ 支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR)

SVR 是基于支持向量机的回归方法，旨在找到最大化间隔的回归平面，同时允许一定的预测误差。它对非线性数据具有较强的建模能力，并且对高维数据表现出良好的鲁棒性。

✧ 随机森林 (Random Forest, RF)

RF 是一种基于决策树的集成方法，通过构建多棵决策树并对其结果取平均值进行预测。它在处理高维数据和非线性关系时表现优异，具有较强的抗过拟合能力。

✧ 极致梯度提升 (Extreme Gradient Boosting, XGBoost)

XGBoost 是一种基于梯度提升框架的集成学习方法，以高效和鲁棒著称。它通过逐步优化模型的预测误差，能够捕捉复杂的非线性关系，同时支持特征重要性分析，是处理大规模数据的理想选择。

因此，本研究候选算法及其对应的超参数搜索空间可见下表。

表 3.1 候选算法及超参搜索空间

算法	超参数	搜索范围	备注
LR	degree	[1, 2]	多项式回归的阶数
KNN	n_neighbors	[1, 2, ..., 50]	邻居数量

	weights	['uniform', 'distance']	权重模式
	p	[1, 2]	距离度量（曼哈顿或欧几里得）
	C	[0.001, 0.01, ..., 100]	惩罚参数（对数均匀分布）
SVR	kernel	['rbf', 'linear']	核函数
	gamma	[0.0001, 0.001, ..., 10]	核函数系数（对数均匀分布）
RF	n_estimators	[10, 20, ..., 300]	决策树数量
	max_depth	[None, 5, 6, ..., 30]	树的最大深度
	min_samples_split	[2, 3, ..., 20]	节点分裂的最小样本数
	min_samples_leaf	[1, 2, ..., 10]	叶节点的最小样本数
	max_features	[None, 'sqrt', 'log2']	最大特征数
XGBoost	n_estimators	[10, 20, ..., 300]	决策树数量
	max_depth	[3, 4, ..., 10]	树的最大深度
	learning_rate	[0.001, 0.01, ..., 0.3]	学习率（对数均匀分布）
	subsample	[0.6, 0.7, ..., 1.0]	子样本比例
	colsample_bytree	[0.6, 0.7, ..., 1.0]	特征采样比例
	min_child_weight	[1, 2, ..., 10]	子节点最小权重

为确保模型评估的可靠性，采用 K 折交叉验证方法对模型性能进行评估，本研究中 K 值取 5。通过将训练集划分为 5 个子集，轮流将其中 4 个用于训练，剩余 1 个用于验证，并通过计算 5 次验证结果的平均值作为最终的性能评估指标。这种方法可以得到更加稳健的性能评估结果。

常见用于比较预测模型好坏的性能指标有均方根误差（RMSE）、平均绝对百分比误差（MAPE）以及决定系数（ R^2 ），计算公式如下所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.12)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3.13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.14)$$

式中， y_i 为实际值； $\hat{y}_i$ 为预测值。

而本研究选择均方根误差（RMSE）作为损失函数，该指标能够反映预测值和实际值的偏差程度，适合作为模型优化的目标函数。

针对上述候选算法和超参数搜索空间，利用 Python 中的 hyperopt 库完成 TPE 优化过程。该库提供了高效的优化框架，能够自动化地在定义的搜索空间中进行采样和评估，并基于历史评估结果动态调整采样策略。为了确保充分探索搜索空间，本研究设定最大迭代次数为 50 次，使优化过程能够充分收敛。

3) 实验结果

通过 TPE 方法对各算法及其超参数进行联合优化，记录了优化过程中损失函数（本研究为 RMSE）的变化趋势。不同算法在训练阶段的损失分布及各算法的最优损失值如下所示。

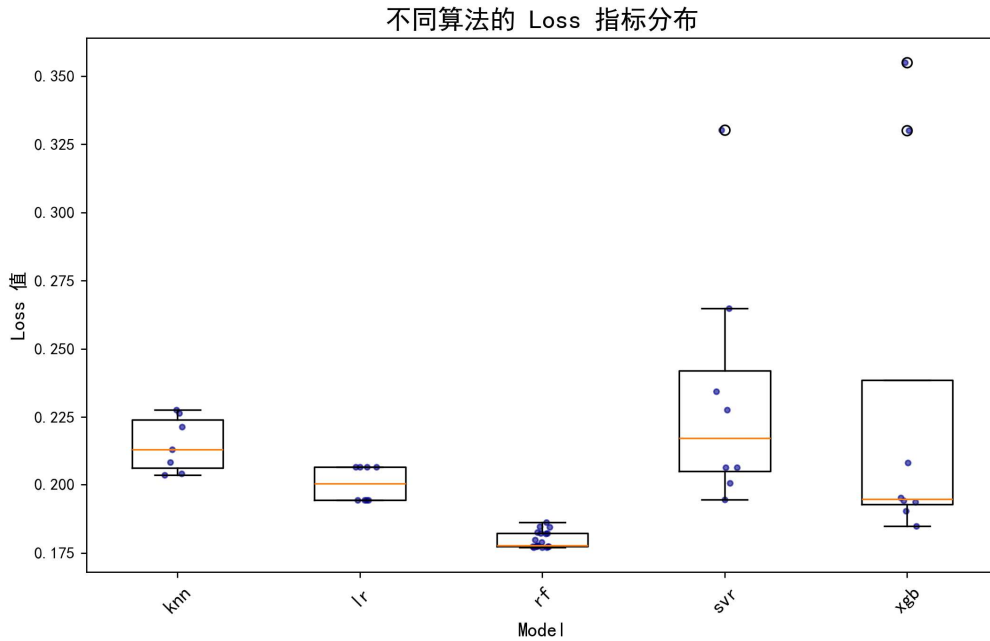


图 3.6 不同算法的 loss 分布

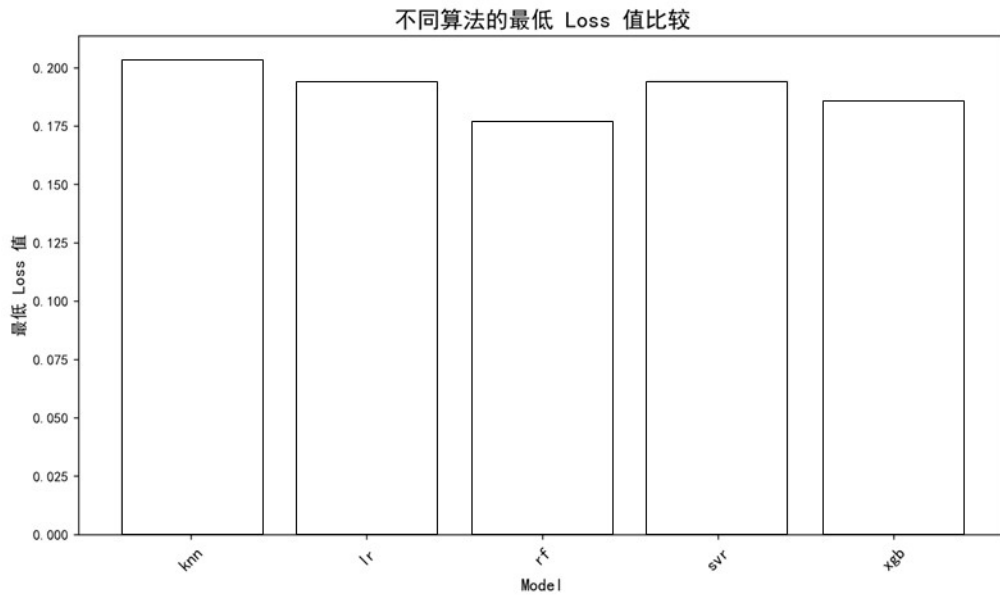


图 3.7 各算法训练的最优 loss

从训练集不同算法的 loss 分布来看，集成学习算法表现出较好的性能。特别是在随机森林(rf)算法附近的散点数量较多，这表明在 TPE 优化过程中，算法倾向于在随机森林模型空间中进行更多的探索和优化。这一现象反映了 TPE 策略对潜力较大算法的自适应性，能够投入更多计算资源进行参数调优，从而提升模型性能。进一步观察各算法的最优损失值，随机森林在多次迭代优化后取得了最低的 RMSE，表现出最优的综合性能。

所以，在利用 TPE 进行算法和超参数的联合寻优后，最佳算法和超参数配置如下表所示。

表 3.2 最佳算法和超参数配置

算法	超参数	参数取值	备注
RF	n_estimators	250	决策树数量
	max_depth	5	树的最大深度
	min_samples_split	12	节点分裂的最小样本数
	min_samples_leaf	8	叶节点的最小样本数
	max_features	None	最大特征数

将优化后的随机森林模型应用于测试集，得到其性能指标 RMSE 为 0.16。其余性能指标 MAPE 和 R^2 分别为 0.025 和 0.81。这一结果表明，模型能够较好

地拟合出设备运行数据。

3.3 设备性能劣化评估

通过前续步骤确定的设备模型，可计算设备在额定工况下的关键性能指标（如 COP、扬程等），与铭牌性能指标对比，评估设备的节能潜力。以下是冷水机组、冷却塔及水泵的性能改进节能量评估公式和计算方法。

3.3.1 设备方面改进节能潜力计算

3.3.1.1 冷水机组

冷水机组的性能主要通过 COP 衡量，该指标评估制冷过程中单位能耗的制冷能力。基于前述建立的冷水机组模型 $COP = f(Q_0, T_{CHW,in}, T_{CHW,out}, T_{CW,in})$ ，可计算在额定工况下的实际 COP 值，设备改进节能量计算公式如下。

$$\eta_{chill} = \left(1 - \frac{COP_{actual}}{COP_{rated}}\right) \times \beta_{chill} \times 100\% \quad (3.15)$$

式中， COP_{actual} 为模型在额定工况下计算得到的实际 COP 值； COP_{rated} 为冷水机组铭牌额定 COP 值； $\beta_{chiller}$ 为冷水机组能耗占制冷系统总能耗的比例。

3.3.1.2 冷却塔

冷却塔的主要性能指标是制冷量 Q ，在假定冷却塔效率保持不变的前提下，冷却塔制冷量的差异可等同于冷却塔功率的差异。基于前述建立的冷却塔模型 $\Delta T_{ct} = f(G_w, G_a, T_{w,in}, T_{a,d}, T_{a,w})$ ，可计算在额定工况下的冷却水温差 $\Delta T_{ct,actual}$ 。通过比较实际温差与额定温差的差异，可评估冷却塔性能的劣化程度，并据此计算节能百分比。设备改进后的节能量可通过以下公式计算。

$$\begin{aligned} \eta_{tower} &= \left(1 - \frac{Q_{actual}}{Q_{rated}}\right) \times \beta_{tower} \times 100\% \\ &= \left(1 - \frac{c_p G_w \Delta T_{ct,actual}}{c_p G_w \Delta T_{ct,rated}}\right) \times \beta_{tower} \times 100\% \\ &= \left(1 - \frac{\Delta T_{ct,actual}}{\Delta T_{ct,rated}}\right) \times \beta_{tower} \times 100\% \end{aligned} \quad (3.16)$$

式中， Q_{actual} 和 Q_{rated} 分别为模型在额定工况下计算得到的实际制冷量和额定制冷量； c_p 为水的比热容， $\text{kJ}/(\text{kg} \cdot \text{K})$ ； G_w 是额定工况下冷却水的质量流量， kg/h ； $\Delta T_{ct,actual}$ 和 $\Delta T_{ct,rated}$ 分别为模型在额定工况下计算得到的实际温差和额定温差， $^{\circ}\text{C}$ ； β_{tower} 为冷却塔能耗占制冷系统总能耗的比例。

3.3.1.3 水泵

水泵的性能可通过扬程(H)和流量(Q)的乘积表征其输出功率,在假设水泵效率不变的前提下,水泵的做功差异可等同于功率差异。基于前述建立的水泵模型 $H = f(fre, Q)$, 可计算在额定工况下的水泵扬程 H_{actual} 。通过比较实际扬程与额定扬程的差异,可评估水泵性能的劣化程度,并据此计算节能百分比。设备改进节能量计算公式如下。

$$\begin{aligned}\eta_{pump} &= \left(1 - \frac{H_{actual}Q_{rated}}{H_{rated}Q_{rated}}\right) \times \beta_{pump} \times 100\% \\ &= \left(1 - \frac{H_{actual}}{H_{rated}}\right) \times \beta_{pump} \times 100\%\end{aligned}\quad (3.17)$$

式中, Q_{rated} 为额定流量, m^3/h ; H_{actual} 和 H_{rated} 分别为模型在额定工况下计算得到的实际扬程和额定扬程, m ; β_{pump} 为水泵能耗占制冷系统总能耗的比例。

通过上述方法,可定量分析各设备因性能劣化而导致的额外能耗,为评估设备节能潜力提供依据,并反映优化设备性能的改进空间。

3.4 本章小结

本章以制冷机房的设备问题为研究对象,通过分析冷水机组、冷却塔和水泵等关键设备的运行机理,明确了影响设备性能的主要因素。基于这些因素建立了设备运行状态模型,包括冷水机组的 COP 预测模型、冷却塔的温差预测模型以及水泵的扬程预测模型。并且针对设备建模过程中的算法选择和参数优化问题,采用基于树的贝叶斯优化方法对算法和参数进行联合优化,以某冷水机组的实际运行数据作为案例验证,其中表现最优的随机森林模型在测试集上取得了 0.16 的 RMSE、0.025 的 MAPE 和 0.81 的 R^2 值,验证了模型的有效性。

在此基础上,通过建立设备性能劣化评估方法,将模型预测结果与设备额定性能进行对比,实现了对各类设备节能潜力的量化分析。本章研究为制冷机房整体节能潜力评价提供了设备层面的诊断和量化方法。

第4章 制冷机房的运行问题判断

4.1 概述

在前面章节中，已经围绕制冷机房的设计合理性和设备性能劣化问题，分析了制冷机房的节能潜力。然而，制冷机房的运行策略同样对整体能效有着显著影响。本章将聚焦制冷机房运行过程中存在的问题，从运行数据入手，探讨系统优化的可能性。

制冷机房的运行过程具有以下特点：一方面，外部工况（如气温、湿度、冷负荷等）的动态变化对设备运行参数提出了要求；另一方面，运行参数之间的相互作用复杂，人工经验难以实现最优控制。此外，当前的运行策略多基于经验制定，缺乏科学依据，易造成能效偏低。

而机房的运行可以认为是事件驱动型的事件，即在外环境条件确定后，机房的运行条件和运行指标会围绕该特定条件进行调整和响应。因此，本章旨在利用数据驱动的方法，通过系统化的数据分析和聚类分析，挖掘高效运行策略，构建运行问题诊断与优化的技术框架。

具体来说，本章的主要研究内容包括以下几部分：

1. 利用聚类算法对外部工况进行分类，尽可能区分出不同的外部工况；
2. 采用核密度估计（KDE）将连续变量离散化；
3. 应用关联规则挖掘技术，探索影响运行能效的操作条件组合；
4. 基于 TOPSIS 方法筛选最优运行策略，并评估其节能潜力。

本章大体技术路线如下图所示。

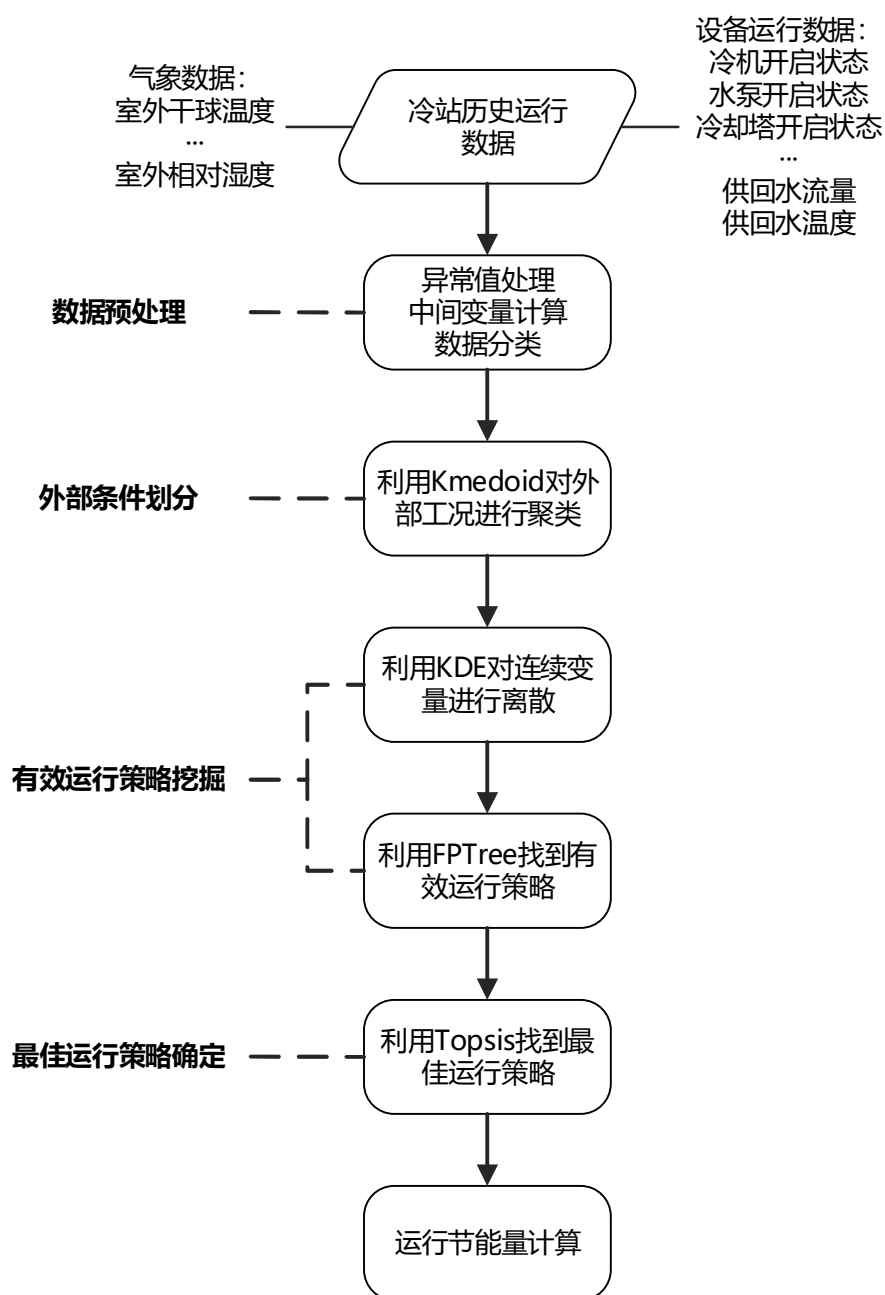


图 4.1 机房运行问题技术路线

4.2 数据预处理

由于可能的传感器故障和信号传输错误，原始数据中可能存在异常值，从原始数据中检测并去除这些异常值可以提高所开发的算法的可靠性。因此先利用四分位法和领域知识（如能量守恒定律和供回水温度差）对需要的运行数据（如室外温度、冷冻水流量、冷冻水出水温度等）进行异常值处理。

然后根据清洗好的已有数据计算需要的中间变量数据,如建筑所需的冷负荷 Q 、系统的 COP 等。

$$Q = m \times c_p \times (T_{in} - T_{out}) \quad (4.1)$$

$$COP = Q/P_{input} \quad (4.2)$$

式中, m 为流体的质量流量, kg/s; c_p 为流体的比热容, kJ/(kg·K); T_{in} 为流体的入口温度, °C; T_{out} 为流体的出口温度, °C; P_{input} 为输入的功率, kW。

最后将已有数据进行分类,分成外部工况数据、操作条件数据和指标数据,如外部工况数据(如室外干球温度、室外湿球温度)、操作数据(如设备开启台数、冷水出水温度等)和最后的指标数据(制冷机房总体 COP)。

4.2 外部工况划分

4.2.1 基于 K-Medoid 的外部条件聚类

制冷机房的运行工况会受到多种因素的影响,其中外部条件(如气温、湿度、负荷需求)对系统的能效和运行策略变化起到了重要的驱动作用。通过对外部条件进行聚类划分,可以将类似环境条件下的工况归为一类,为后续操作条件和运行指标的分析提供一致的参考。

本研究选择数据分析中常用的 K-Medoid 聚类方法来实现外部工况的聚类。与 K-Means 不同,K-Medoid 聚类基于观测值的中心样本,不易受异常值的影响,能够更有效地反映实际环境条件的多样性。为了提高聚类的准确性,在聚类之前需要对所有外部条件数据进行归一化处理,归一化将不同特征的数据按比例缩放到相同的范围(如 [0,1]),以消除特征值量纲不同对距离计算的影响。

聚类实现大体步骤如下所示,

1. 数据标准化: 对所有外部工况数据进行归一化处理,将每个特征缩放到 [0,1] 范围内,避免特征值范围差异对聚类结果的影响
2. 初始化: 随机选择 k 个数据点作为初始 medoids (中心点)。
3. 聚类分配: 对于每个数据点,计算其与所有 medoids 的距离,并将数据点分配到距离最近的 medoid。
4. 更新 medoids: 对于每个簇,计算簇中每个点与其他点的总距离,将距离和最小的点设为新的 medoid。
5. 计算误差: 计算所有数据点到其 medoid 的距离总和,作为当前聚类的误差。

6. 迭代：重复步骤 2 至 4，直到 medoids 不再变化或误差变化小于阈值。

其中，聚类中心数 k 使用手肘法确定。随着 k 的增加，聚类结果更精细，簇内聚合度提升，导致误差平方和 (SSE) 减小。当 k 小于真实聚类数时，增加 k 会显著降低 SSE；当 k 达到真实聚类数时，SSE 的下降幅度骤减，之后趋于平缓。此时，SSE 与 k 的关系图呈现手肘形状，肘部对应的 k 值即为真实聚类数。

SSE 的计算公式如下：

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (4.3)$$

式中， k 为簇数； C_i 表示第 i 个簇； μ_i 为 C_i 的中心点； x 为属于 C_i 的数据点。

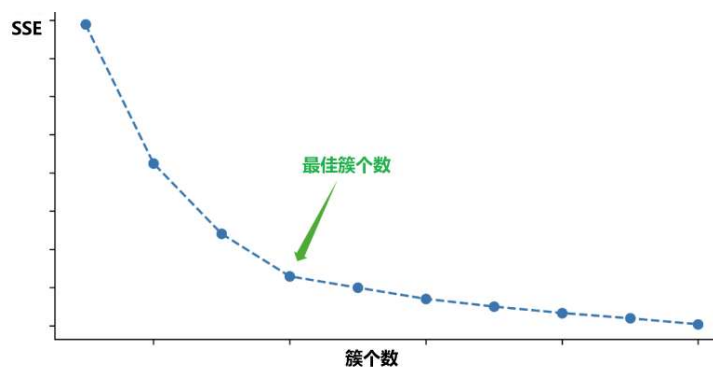


图 4.2 手肘法示意图

通过对外部条件的聚类划分，可以将相似环境条件下的工况归为一类，为后续对不同操作条件的优化、设备运行指标的评估提供统一的基准，有助于深入挖掘在特定条件下的运行节能潜力。

4.3 有效运行策略挖掘

在设备运行数据中隐藏着一系列高效的运行策略，这些策略在不同工况下可显著提升运行效率并优化节能效果。然而，由于这些策略通常不易直接观察，需要借助关联规则挖掘 (Association Rule Mining, ARM) 技术来揭示其内在模式。

ARM 通过自动识别数据中频繁出现的项集和强关联关系，能够挖掘出操作数据与运行指标之间的有效组合。基于这些规则，可以科学地指导优化决策，识别最适合当前环境的操作条件组合，从而在满足需求的前提下实现节能目标。这种数据驱动的方法为设备运行策略提供了更为可靠的依据。

4.3.1 基于核密度 KDE 的变量离散化

现有的大多数关联规则挖掘（ARM）方法主要针对分类数据^[61,62]，但在建筑自动化系统（BAS）中，记录的属性存在连续变量。为了应用关联规则挖掘，需要先将这些连续数据转化为离散形式。

常见离散化方法包括等宽分箱^[63]、等频分箱^[63]及基于核密度估计（KDE）的方法^[51]。在这项研究中，采用了核密度估计（Kernel Density Estimation, KDE）来完成这项任务，因为它能够根据数据的概率分布自适应地生成区间，避免了传统分箱方法的主观性，且其生成的区间通常与控制策略高度相关，具有更好的解释性和可靠性^[51]。

基于 KDE 的数据离散化一般包括 KDE 转换、数据分类、带宽优化和类别融合四个步骤。

1. KDE 转换：使用 KDE 算法估计变量的概率密度函数 $f(x)$ ，如下所示。

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)}{nh} \quad (4.4)$$

式中， x_i 为同分布的测量值； n 是样本总数； K 是核函数，本研究使用了高斯核； h 是带宽，其由下式确定。

$$h = \varepsilon(v_{max} - v_{min}) \quad (4.5)$$

式中， ε 为比例系数； v_{max} 和 v_{min} 分别是相关变量的最大值和最小值。

在核密度估计密度曲线中，每个峰值通常对应于控制策略下的操作模式，而谷值更可能反映系统组件运行状态之间的切换。基于此，我们可以将两个相邻谷值之间的测量数据划归为同一类别，以便更准确地描述操作模式^[51]。

同时为了减少异常值的干扰，在生成类别之前，需要删除密度值低于设定阈值的数据点。异常值的识别可以根据下式进行，同时在图 4.3 中直观展示该过程。

$$N_{outliers} = \alpha \cdot f_{max} \quad (4.6)$$

式中， f_{max} 是估计概率密度函数的最大值； α 是异常值阈值因子。

2.数据分类：剔除异常值后，本研究采用相邻谷值点或异常值阈值线的交界区间作为分区依据，对剩余测量数据进行系统性划分。具体而言，对于任意相邻数据对之间的测量点，均被归类至该相邻数据对所界定的区间范围内，如图 4.4 所示。

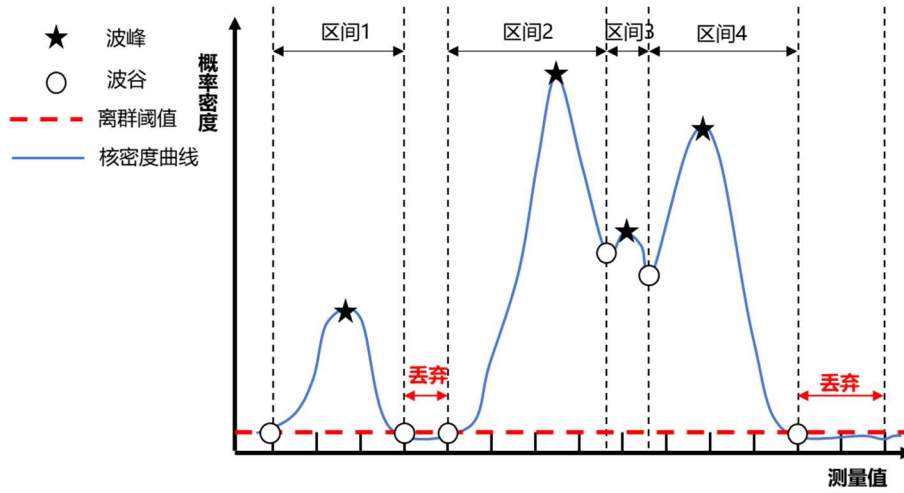


图 4.3 KDE 数据分类示意图

3.带宽优化：带宽作为密度曲线生成过程中的关键变量，对曲线的平滑程度有着显著影响。较大的带宽值会导致密度曲线呈现出更为平滑的特征，从而产生数量有限的谷值和峰值点，最终使得数据分类的颗粒度降低；相反，较小的带宽值则会使密度曲线表现出明显的波动性，形成过多的局部极值点，可能导致数据过度分类。

为了科学地确定最优带宽参数，在本研究中使用似然估计最大化的原理来评估带宽的好坏，即通过最大化所有观测点的对数概率密度之和来确定最优带宽。并利用了K折交叉验证来评估带宽的泛化性能。具体做法是将数据划分为K份，每次用K-1份数据进行核密度估计，在剩余一份数据上计算似然值，最终选择K次验证平均似然值最大的带宽作为最优带宽。

考虑到实际应用场景对模型解释性的要求，本研究还设置了类别数量的上下限约束，以确保生成的分类结果具有实际意义和可解释性。

在参数设置方面，带宽搜索范围限定在[0.005, 0.05]区间内，交叉验证的折数K设定为10。

4.类别融合：在前续带宽优化过程中，若由于测量不确定性等因素导致最优带宽仍然产生超出预设类别数量上限的分类结果，则采用基于区间一致性的区间自适应合并策略，进一步减少类别数，使不同类别的区间更加均匀合理，直到满足类别上下限要求。

具体做法是将具有最小间隔的区间将根据其左右一致性与其相邻区间合并。左一致性 C_{left} 和右一致性 C_{right} 定义如下。

$$C_{left} = p - v_{left} \quad (4.7)$$

$$C_{right} = p - v_{right} \quad (4.8)$$

式中, p 是最小间隔区间概率密度的波峰值; v_{left} 和 v_{right} 分别是最小间隔区间左侧和右侧的概率密度。

当两个相邻区间之间的一致性较小时, 它们被认为是相似的。因此, 如果最小间隔区间的 C_{right} 小于其 C_{left} , 则会合并最小间隔区间及其右侧区间。相反, 如果 C_{right} 大于其 C_{left} , 则会合并最小间隔区间及其左侧区间, 示意图如下。此过程将迭代, 直至分区数等于类别数的上限。

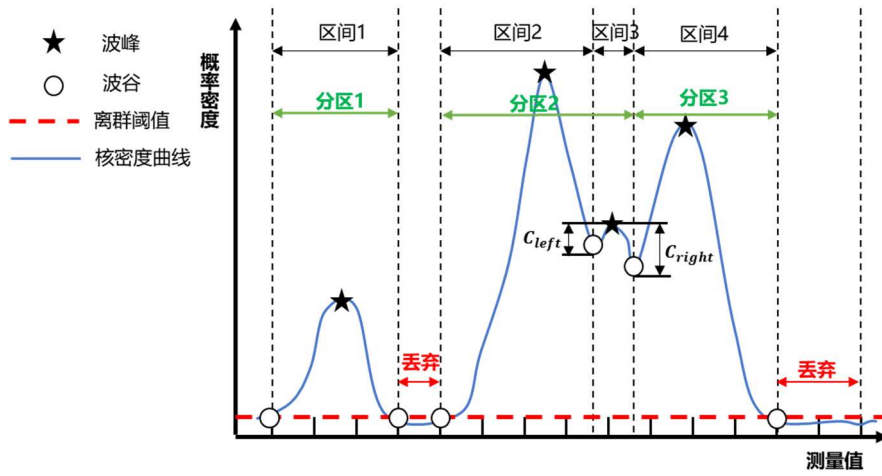


图 4.4 KDE 类别融合示意图

4.3.2 基于关联规则挖掘的有效运行策略

关联规则挖掘是一种常用的数据挖掘方法, 主要用于从海量数据中发现变量之间的潜在关联关系。在关联规则中, 规则以“ $X \rightarrow Y$ ”的形式表示, 其中 X 和 Y 是数据集中的项集 (ItemSet), 分别称为前件 (Antecedent) 和后件 (Consequent)。在本研究中, X 即为相关的系统操作数据 (如设备开启台数、冷水出水温度等), Y 为指标数据 (制冷机房总体 COP)。

为了进行有效的关联分析, 需要引入支持度 (Support) 和置信度 (Confidence) 两个关键指标, 并设定相应的阈值。支持度反映了关联规则在数据集中出现的频率, 置信度则表征了关联规则的可靠程度。相关计算公式如下。

$$Support(X \rightarrow Y) = P(X \cup Y) = \frac{Count(X \cup Y)}{N} \quad (4.9)$$

$$Confidence(X \rightarrow Y) = \frac{P(X \cup Y)}{P(X)} \quad (4.10)$$

式中， N 为数据集中的总记录数； $Count(X \cup Y)$ 表示同时包含 X 和 Y 的记录数。通过设定支持度阈值 min_sup 和置信度阈值 min_conf ，可以识别出频繁项集（ $Support > min_sup$ ）和强关联规则（ $Confidence > min_conf$ ）^[64]。

在实际应用中，常用的关联规则挖掘算法主要包括 Apriori 算法^[65]和 FP-growth 算法^[66]。其中，FP-Growth 算法通过构建频繁模式树（FP-Tree），避免了候选项集的反复生成和扫描，具有高效处理大规模数据的能力。因此本研究选择 FP-Growth 算法作为关联规则挖掘的核心算法，用于分析操作数据与性能指标数据之间的内在联系，从中提取有效的运行策略。

FP-Growth 算法大体步骤如下：

1. 数据预处理：扫描数据集计算各项的支持度，并按支持度降序排列频繁项，形成频繁项表
2. FP-Tree 构建：创建根节点，逐条扫描交易记录，将频繁项按顺序插入树中，相同前缀路径合并并更新节点计数
3. 频繁模式挖掘：基于构建的 FP-Tree，通过递归方式自底向上提取条件模式基，生成频繁项集
4. 关联规则生成：根据频繁项集计算置信度，筛选出满足阈值要求的强关联规则

最后为了便于理解和应用挖掘得到的运行策略，本研究将关联规则转换为树状结构进行可视化表达。整体的流程如下图所示：

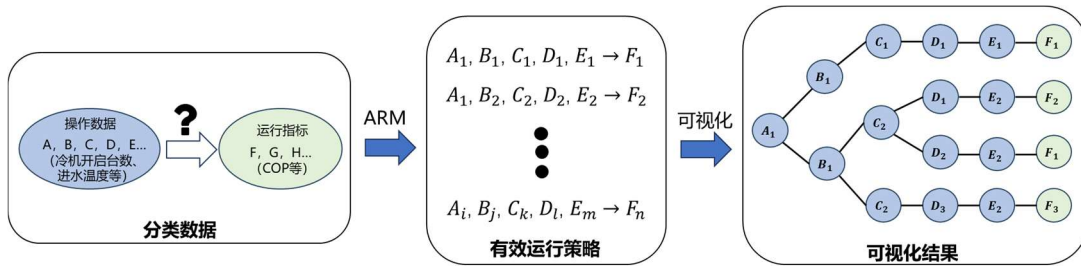


图 4.5 关联规则挖掘整体示意图

4.4 最佳运行策略确定

在获取不同工况下的有效运行策略后,需要进一步从中筛选出最优的节能潜力方案。这一过程不仅要考虑方案的节能效果,还需兼顾建筑使用者的舒适度需求。选取最佳运行策略后,还需以此为基准计算相应节能量。

4.4.1 基于 TOPSIS 的最佳运行策略选择

在获取的众多关联规则中,每条规则都包含特定操作条件及其对应的性能指标 COP。为了确定最优运行策略,需要在保证用户舒适性的前提下实现系统节能。

由于本研究采用实际运行数据进行分析,而关联规则中的支持度和置信度能够在一定程度上反映用户对运行策略的接受程度。较高的支持度表明该运行策略在历史运行过程中频繁出现,说明用户对该运行工况下的室内环境较为满意,否则用户会要求调整运行参数以改善室内环境;较高的置信度则表明在该运行策略下,系统能够稳定地达到预期的节能效果,同时维持用户可接受的室内环境品质。

基于上述分析,本研究选取以下三个指标进行综合评价:

1. 能效指标 (COP): 对关联规则中特定操作条件下的 COP 值取算术平均值,直接反映该运行策略的节能效果
2. 支持度 (Support): 表征用户对该运行策略下室内环境的长期接受程度,较高的支持度意味着该策略能够较好地满足用户舒适度需求
3. 置信度 (Confidence): 体现运行策略的可靠性,较高的置信度表明在保证用户舒适度的前提下,系统能够稳定达到预期的节能效果

鉴于这是个多目标决策问题,本研究决定采用 TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution) 方法进行最优方案的选择。该方法通过计算方案与理想解和负理想解的距离,综合评价各个候选方案的优劣程度,可以在众多候选方案中选择出既能实现良好节能效果,又能保证用户舒适度的最优运行策略。

TOPSIS 主要步骤如下:

1. 构建决策矩阵 D: 每行代表一条关联规则 (即一种运行策略), 每列分别对应 COP 均值、支持度和置信度
2. 对决策矩阵进行标准化处理, 得到标准化矩阵 R。

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum x_{ij}^2}} \quad (4.11)$$

3. 确定指标权重向量 $W = [w_1, w_2, w_3]$, 构建加权标准化矩阵 V。权重默认设置为[0.5, 0.25, 0.25], 即优先考虑节能效果。

$$v_{ij} = w_j \cdot r_{ij} \quad (4.12)$$

4. 确定正理想解 V^+ 和负理想解 V^- 。

$$V^+ = \max(COP), \max(Support), \max(Confidence) \quad (4.13)$$

$$V^- = \min(COP), \min(Support), \min(Confidence) \quad (4.14)$$

5. 计算每个方案到正理想解和负理想解的距离 D_i^+ 和 D_i^- 。

$$D_i^+ = \sqrt{\sum (v_{ij} - v_j^+)^2} \quad (4.15)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum (v_{ij} - v_j^-)^2} \quad (4.16)$$

6. 计算每个方案的相对逼近度 C_i 。

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (4.17)$$

7. 根据相对逼近度 C_i 对所有运行策略进行排序，相对逼近度 C_i 越大，表明该运行策略越接近正理想解，即该策略的综合表现越好。相对逼近度 C_i 最大的运行策略即为最优运行策略。

最终得到的最优运行策略将作为评估基线用于后续节能量计算。

4.4.2 运行方面改进节能潜力计算

基于 TOPSIS 方法选取的最优运行策略为系统运行优化提供了明确的方向。为了量化优化策略带来的节能效果，本研究在特定外部工况下，用最优策略替代原始运行策略，并比较优化前后的系统性能，以确定潜在的节能收益。具体计算方法如下。

$$\eta_{operation} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{COP_{opt,i} - COP_{base,i}}{COP_{base,i}} \times 100\% \quad (4.18)$$

式中， $COP_{opt,i}$ 为第 i 个外部条件下最优运行策略对应的系统 COP 平均值，该值能够较好地反映系统在优化运行策略下的整体性能水平； $COP_{base,i}$ 为第 i 个外部条件下原运行策略的系统 COP； n 为前述划分的外部工况总数

通过上述计算，可以定量评估优化运行策略带来的节能效果。然而，需要注意的是，实际运行中受各种不确定因素影响，实际节能效果可能与理论计算结果存在一定偏差。

4.5 本章小结

本章围绕制冷机房的运行问题,从数据驱动的视角探讨了运行策略优化的路径与方法。首先,通过 K-Medoid 聚类算法对外部工况进行分类;随后,利用核密度估计(KDE)实现变量离散化;接着,采用关联规则挖掘技术,挖掘出运行策略与系统能效之间的潜在关联;最后,基于 TOPSIS 方法,综合评价了不同策略的节能潜力,选取最优运行方案并量化分析节能潜力。

本章所提出的运行问题诊断与优化框架,与设计和设备问题的分析形成了互补,构成了一套完整的冷站节能评价方法体系。下一章将结合具体案例验证本研究框架的实用性和可靠性。

第5章 案例验证

5.1 概述

本研究选取位于北京的一座商业综合体作为研究案例，用以验证前述关于制冷机房设计问题判断、设备问题判断以及运行问题判断的方法。该商业综合体包含四种业态，包括 A 座酒店、B 座办公楼、C 座办公楼，以及 D 座商业裙楼（包含商场和餐饮）。

项目冷源侧系统的配置如下：

冷水机组：系统配置 8 台离心式冷水机组，每台额定制冷量为 4219 kW，按照 3 用 1 备的方式进行配置；

冷冻水系统：采用二次泵变流量设计，其中，8 台冷冻水一次泵与冷机一一对应，再通过二次泵将冷冻水输送至各楼宇。每栋楼宇均配置 3 台二次泵（2 用 1 备）；

冷却水系统：采用定流量设计，8 台冷却水泵与冷机一一对应，同时配套 9 台冷却塔。

此外，项目中设置的板式换热器仅在冬季运行，不在本研究分析范围之内。研究将基于该商业综合体的实际运行数据和系统配置，对前述方法进行验证和评估。项目的冷源系统示意图如下图所示。

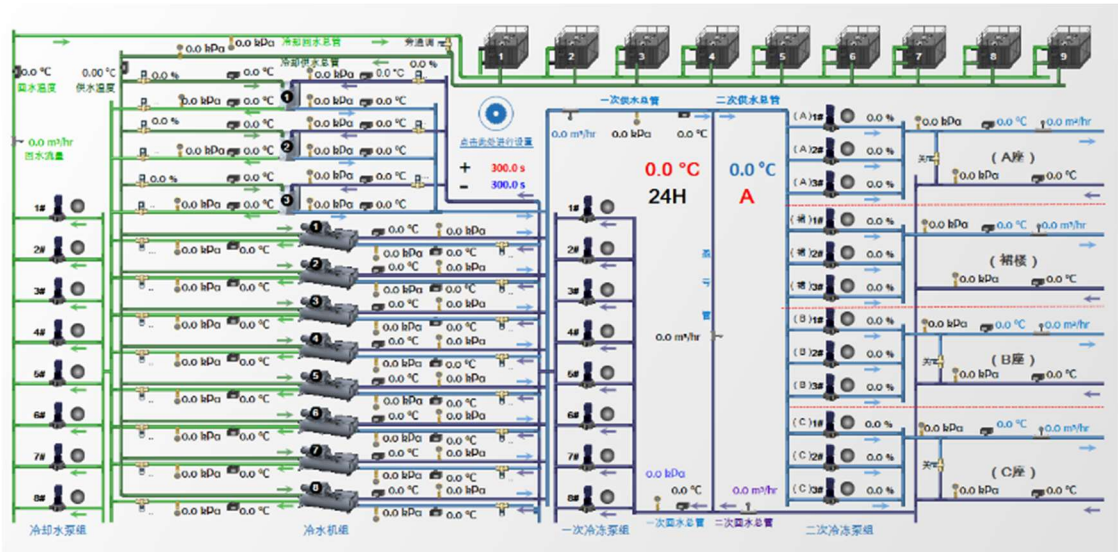


图 5.1 冷源测系统图

5.2 数据概况与预处理

制冷机房中相关设备的铭牌额定信息如下表所示。

表 5.1 制冷机房设备铭牌信息

设备	数量	冷水机组设备参数			
离心式冷水机组	8	额定电功率 (kW)	782	额定制冷量 (kW)	4219
		冷冻水供水温度 (°C)	5	冷冻水回水温度 (°C)	10
		冷却水供水温度 (°C)	37	冷却水回水温度 (°C)	32
设备	数量	冷冻水泵设备参数			
一次泵	8	额定流量 (m³/h)	799.2	额定扬程 (m)	22
		额定电功率 (kW)	55	水泵类型	无变频
A 楼二次泵	3	额定流量 (m³/h)	500.4	额定扬程 (m)	40
		额定电功率 (kW)	75	水泵类型	有变频
B 楼二次泵	3	额定流量 (m³/h)	727.2	额定扬程 (m)	40
		额定电功率 (kW)	110	水泵类型	有变频
C 楼二次泵	3	额定流量 (m³/h)	727.2	额定扬程 (m)	40
		额定电功率 (kW)	110	水泵类型	有变频
D 楼二次泵	3	额定流量 (m³/h)	759.6	额定扬程 (m)	40
		额定电功率 (kW)	110	水泵类型	有变频
设备	数量	冷却水泵设备参数			
冷却水泵	8	额定流量 (m³/h)	899	额定扬程 (m)	27
		额定电功率 (kW)	75	水泵类型	无变频

设备	数量	冷却塔设备参数			
冷却塔	9	单风扇额定功率（kW）	11	冷却塔包含风扇个数	2
		冷却水入塔水温（℃）	37	冷却水出塔水温（℃）	32
		额定干球温度（℃）	30	额定湿球温度（℃）	27
		额定冷却水流量（m³/h）	800	额定制冷量（kW）	4667

实际运维过程中的各分项计量数据按照不同传感器分类存储，同时以状态标识（status）表示设备的运行情况。其中，状态为 "OK" 表示系统或设备正常工作，没有发现异常或故障；"Null" 则表示状态信息为空或未定义，具体的状态分类及描述见下表。为确保数据的准确性，本研究仅提取状态为 "OK" 的传感器数据用于分析。

表 5.2 系统状态表

系统状态	描述
Alarm	表示系统或设备可能存在问题，需要引起关注。
Fault	表示系统或设备发生了故障或错误，需要修复。
Disabled	表示系统或设备当前处于禁用状态，可能是由用户或系统自动禁用的。
Down	表示系统或设备当前处于停机状态，无法正常运行。
Stale	表示状态信息已过时，可能不再准确反映当前系统或设备的实际状态。
Null	表示状态信息为空或未定义。
OK	表示系统或设备处于正常工作状态，没有发现异常或故障。

在提取到状态为 "OK" 的数据后，将各分项计量数据按照时间戳合并汇总，最终得到该建筑在 2016 年 4 月至 10 月期间的制冷机房运维数据，数据颗粒度为 1 小时。具体分项数据采集情况如下表所示。

表 5.3 制冷机房分项计量数据统计

参数类型	相关参数
气象参数	干球温度、湿球温度、相对湿度
冷水机组	冷机功率、冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、冷却水进水温度、冷却水回水温度、冷冻水流量、冷机开启台数
冷却塔	风机开启个数、冷却塔开启台数
冷却水泵	功率、水泵开启台数
一次冷冻水泵	功率、水泵开启台数
二次冷冻水泵	水泵开启台数
冷却水总管	冷却水供水温度、冷却水回水温度、冷却水流量
冷冻水一次侧总管	冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、冷冻水流量
A 楼冷冻水二次侧总管	冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、冷冻水流量
B 楼冷冻水二次侧总管	冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、冷冻水流量
C 楼冷冻水二次侧总管	冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、冷冻水流量
D 楼冷冻水二次侧总管	冷冻水供水温度、冷冻水回水温度、冷冻水流量
制冷机房系统	总功率

除传感器状态异常外，传感器记录的数据还可能因传输错误或传感器漂移等因素而出现异常。为提高数据质量，本研究在数据处理过程中采取以下步骤：首先，使用前述章节提到的四分位法检测并剔除异常值；然后，对于时间长度小于 2 小时的缺失数据，采用线性插值进行填充，而超出时间范围的数据则直接丢弃；最后，结合领域知识（如能量守恒定律和供回水温差）识别不合理数据并删除。经过数据清洗后，最终得到有效的逐时数据记录共 4366 条。

在后续分析中，如需对数据进行进一步处理，将按照前述章节中特定任务的数据预处理方法操作，以确保数据能够更好地适应具体分析任务的需求。

5.2 设计方面问题诊断结果

5.2.1 冷机配置合理性评估

对于冷机配置合理性评估而言，需要了解建筑的冷负荷分布情况。根据第二章中提及的冷负荷计算方法，通过冷冻水一次侧总管的数据，计算出建筑的冷负荷分布情况，具体结果如下图所示。

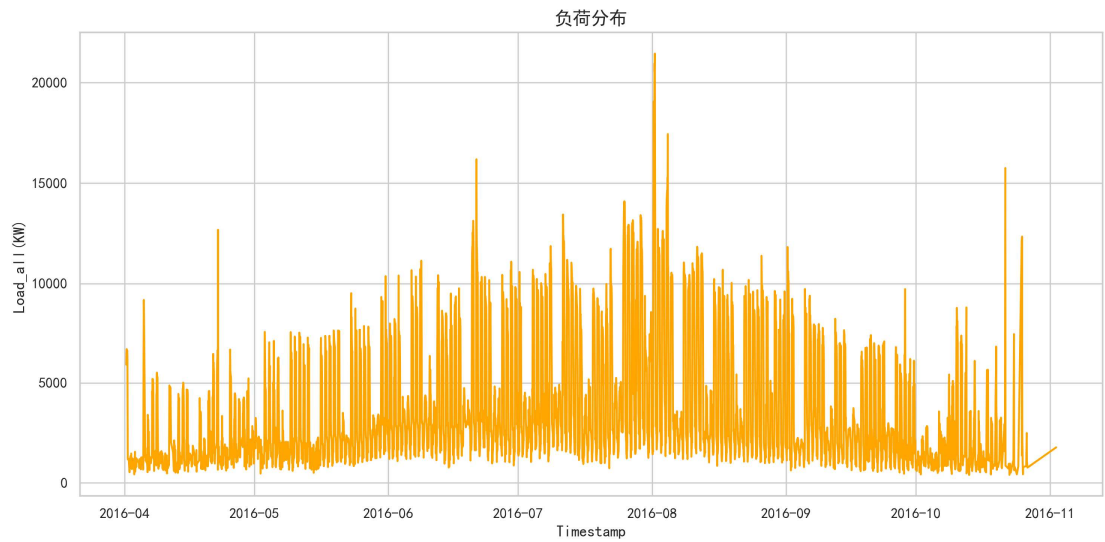


图 5.2 总负荷时间分布图

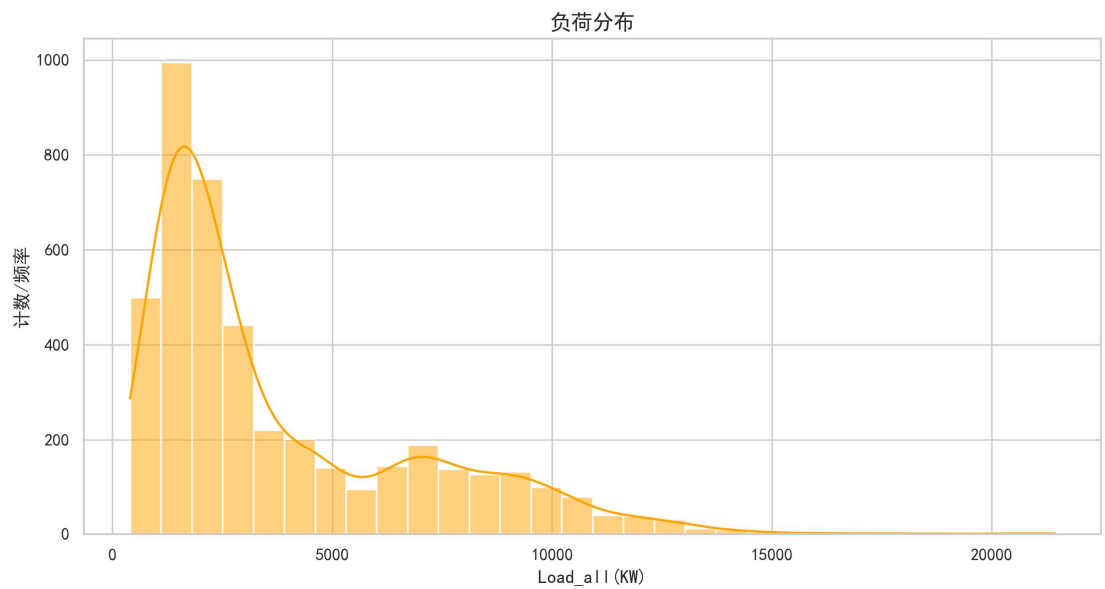


图 5.3 总负荷频率分布图

为有效评估现有冷机配置的合理性，优化冷机配置将采用与现有冷机类型相同的设备，并将冷机配置台数限制在少于现有冷机数量的范围内。

案例中的冷水机组类型为离心式冷水机组，因此，本研究选用第二章提及的离心式冷水机组典型性能曲线，并基于该性能曲线完成后续的性能计算。性能曲线具体如下图所示。

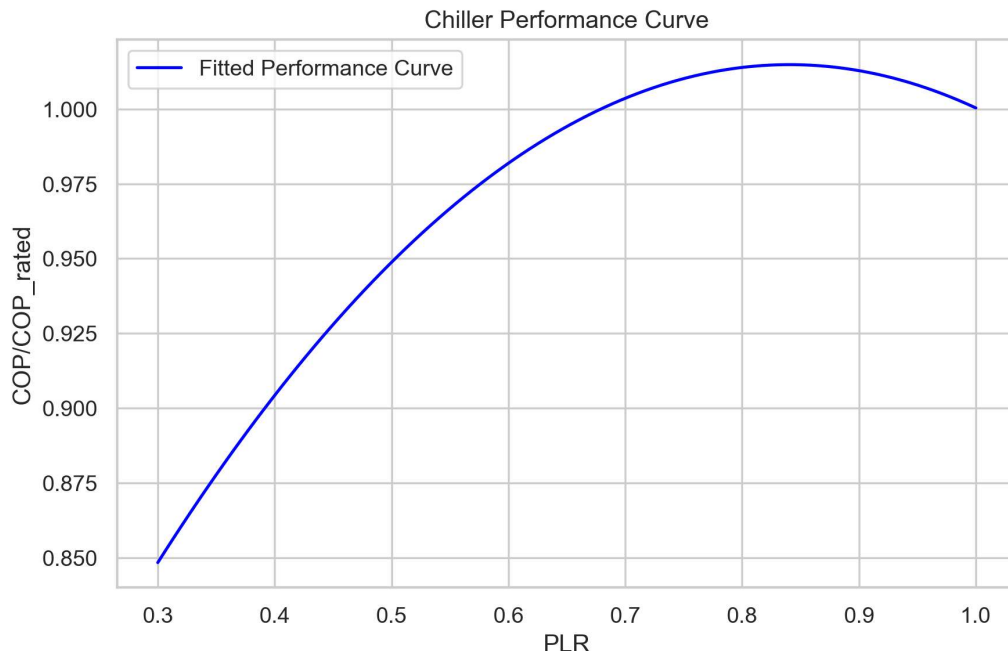


图 5.4 离心式冷水机组典型性能曲线

同时，案例中制冷系统共配置了 8 台额定制冷量为 4219 kW 的冷水机组，但实际针对负荷需求进行配置的冷水机组仅有 6 台（3 用 1 备）。因此，本研究将冷水机组台数 v_n 设置为[4,5,6]三种情况，同时将冷水机组容量种类个数 k 限制为[1,2]两种情况，以兼顾实际运行与调试需求的平衡。

通过以上参数组合，可形成 6 种不同情况。针对 $v_n \in [4,5,6] \times k \in [1,2]$ 这 6 种情况，利用第二章设计的冷机配置寻优算法进行求解，得出每种情况下的最佳冷机配置方案。同时，对比原有冷机配置和优化冷机配置的平均 $\overline{COP}$ （ $\overline{COP}$ 为实际 COP 与满负荷 COP 的比值），结果如下表所示。

表 5.4 冷机配置方案对比

	冷水机组台数 v_n	容量种类个数 k	冷机配置方案	平均 $\overline{COP}$
原有方案	6	1	6*4219kW	0.939
	6	1	6*3573kW	0.956
优化方案	5	1	5*4287kW	0.937
	4	1	4*5359kW	0.912

6	2	4*1193kW 2*8332kW	1.004
5	2	3*1480kW 2*8498kW	0.999
4	2	2*1764kW 2*8954kW	0.989

从表中可以看出，最佳冷机配置应是4台1193kW的冷机加2台8332kW冷机的组合，相比于原有配置，该组合在能效和运行性能上具有显著优势。两种配置相关参数的对比如图所示。

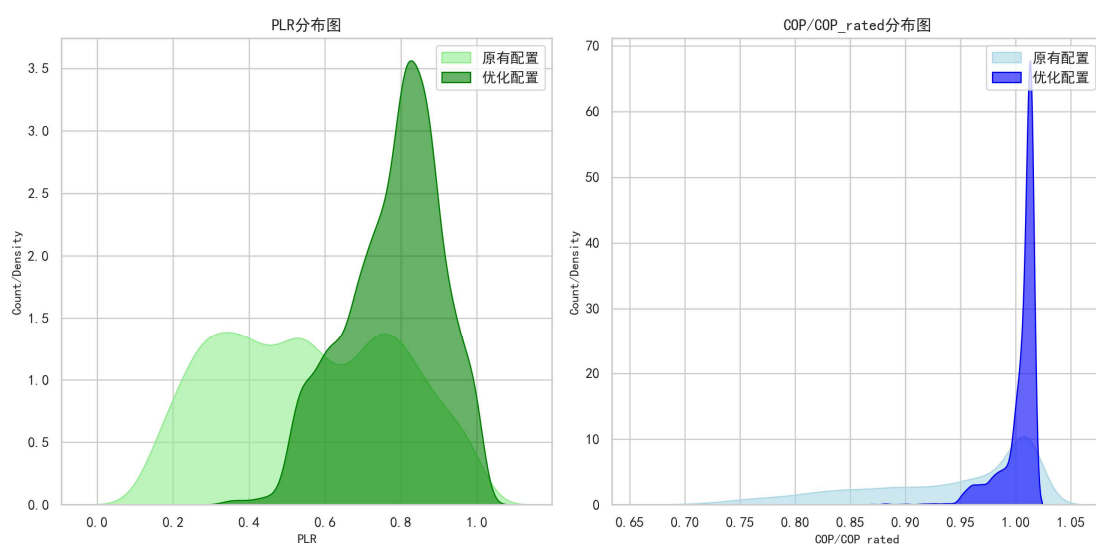


图 5.5 冷机配置优化前后参数对比

最后，根据 2.2.4 节提出的冷机配置改进节能量计算公式，可以得出优化后冷机配置的节能百分比 $\eta_{chiller_config}$ 。

$$\eta_{chiller_config} = \frac{\overline{COP}_{opt,avg} - \overline{COP}_{base,avg}}{\overline{COP}_{base,avg}} \times \beta_{chill} \times 100\%$$

其中，冷水机组的能耗占比 β_{chill} 是根据冷水机组的铭牌额定电功率与制冷机房总额定电功率的比值计算得到的，值为 71.8%。根据公式计算，冷机配置优化后的节能百分比为 **4.97%**。

5.2.2 一次侧冷冻环路配置合理性评估

类似于冷机配置合理性评估，一次侧冷冻环路的评估同样需要基于一次侧总管的数据，计算实际冷负荷需求。通过负荷结果并结合设定的冷冻水温差 ΔT ，可以进一步计算理论流量分布情况。出于一般的节能要求考虑，本研究中将冷冻水温差 ΔT 设定为 5°C 。

根据一次侧实际负荷和假定温差 ΔT ，采用第二章的环路优化设计流量计算方法，得出一次侧理论流量分布和优化设计流量，如下图所示。其中，优化设计流量为 $2762\text{m}^3/\text{h}$ 。

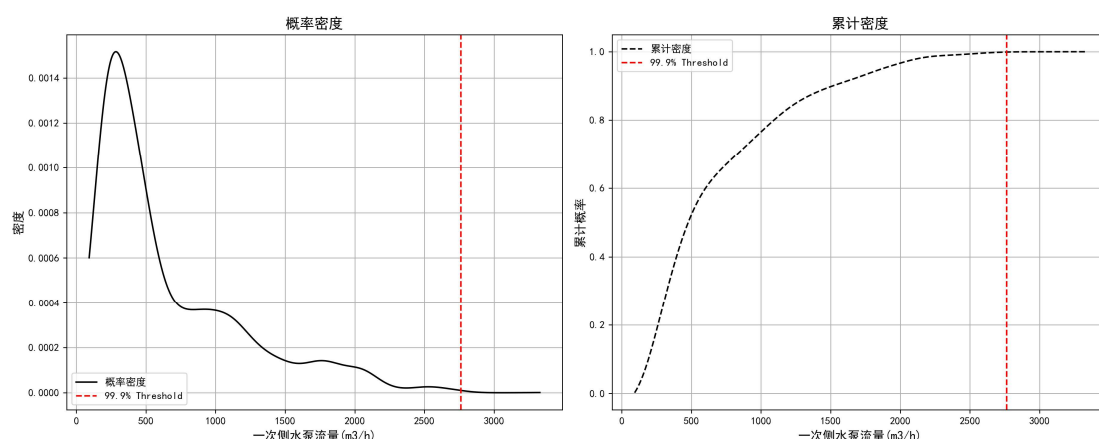


图 5.6 一次侧冷冻环路流量分布和优化设计流量

由于案例中缺少一次侧冷冻水泵组的前后压差 ΔP 数据，因此无法计算一次侧环路阻抗分布和环路优化设计扬程。为进行节能量计算，本研究假定优化设计扬程与现有设计扬程保持一致，以便于节能效果的对比分析。

案例中的一次侧冷冻环路配备了 8 台定频水泵，与冷水机组一一对应。在满足设计负荷的情况下，仅需要 6 台水泵正常运行（与冷机一样的 3 用 1 备），因此，在额定工况下，整个一次侧冷冻水泵组的设计流量为 $4794\text{m}^3/\text{h}$ ，设计扬程为 22m 。

根据 2.3.3 节提出的环路配置改进节能量计算公式，可以计算出优化后一次侧冷冻环路的节能百分比 $\eta_{\text{loop_config}}$ 。

$$\eta_{\text{loop_config}} = \frac{G_{\text{base}}\Delta P_{\text{base}} - G_{\text{opt}}\Delta P_{\text{opt}}}{G_{\text{base}}\Delta P_{\text{base}}} \times \beta_{\text{loop}} \times 100\%$$

其中， β_{loop} 是根据一次侧冷冻水泵的铭牌额定电功率与制冷机房总额定电功率的比值计算得到的，值为 5.05% 。根据公式计算，一次侧冷冻环路配置优化后的节能百分比为 2.12% 。

5.2.3 二次侧冷冻环路配置合理性评估

采用与一次侧冷冻环路配置评估相同的方法，对 A、B、C、D 四栋楼的二次侧冷冻环路配置进行合理性评估。首先，根据各建筑的二次侧环路数据分别计算出对应的负荷，同时假定冷冻水温差 ΔT 为 5°C 。基于此，计算得到二次侧理论流量分布及优化设计流量，如下图所示，其中 A、B、C、D 栋的二次侧优化设计流量分别为 $437\text{m}^3/\text{h}$ 、 $579\text{m}^3/\text{h}$ 、 $1332\text{m}^3/\text{h}$ 和 $209\text{m}^3/\text{h}$ 。

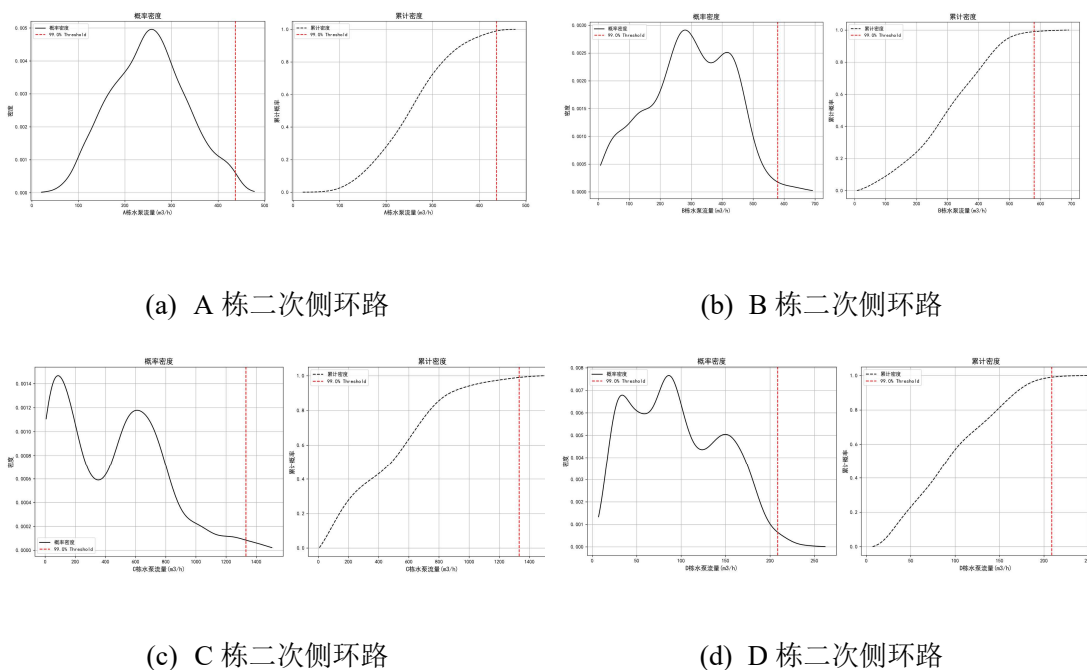


图 5.7 二次侧冷冻环路流量分布和优化设计流量

由于案例中同样缺少二次侧冷冻水泵组的前后压差 ΔP 数据，因此与一次侧环路类似，假定优化设计扬程与现有设计扬程保持一致。

案例中，每个二次侧冷冻环路均配备了 3 台变频水泵，但实际用于满足流量需求配置的只有 2 台（3 用 1 备）。因此，在额定工况下，A、B、C、D 栋二次侧冷冻水泵组的设计流量分别为 $1001\text{m}^3/\text{h}$ 、 $1454\text{m}^3/\text{h}$ 、 $1454\text{m}^3/\text{h}$ 和 $1519\text{m}^3/\text{h}$ ，设计扬程均为 44m 。

而 A、B、C、D 栋二次侧冷冻水泵能耗占比 β_{loop} 分别为 2.6%、3.8%、3.8%和 3.8%，根据 2.3.3 节提出的环路配置改进节能量计算公式，A、B、C、D 栋环路配置优化后的节能百分比分别为 1.46 %、2.29 %、0.32 %和 3.3 %。

5.2.4 冷却侧环路配置合理性评估

与冷冻侧相同，根据冷却侧总管数据计算冷却侧负荷，将冷却水温差 ΔT 设定为 5°C 。基于此，计算得到冷却侧理论流量分布及优化设计流量，如下图所示，其中，优化设计流量为 $2998\text{m}^3/\text{h}$ 。

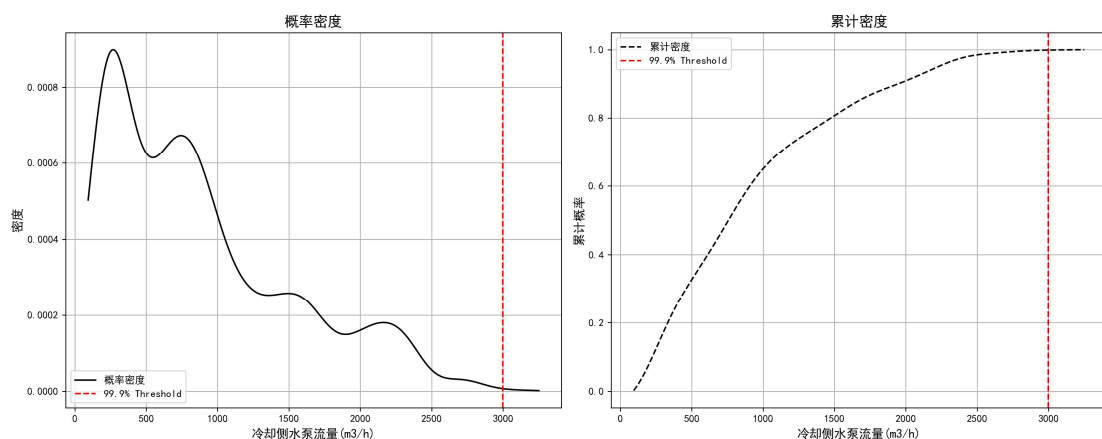


图 5.8 冷却侧环路流量分布和优化设计流量

由于案例中同样缺少冷却水泵组的前后压差 ΔP 数据，因此假定优化设计扬程与现有设计扬程保持一致。

案例中冷却侧环路配备了 8 台定频水泵，与冷水机组一一对应。在满足设计负荷的情况下，仅需要 6 台水泵正常运行（与冷机一样的 3 用 1 备），因此，在额定工况下，整个冷却水泵组的设计流量为 $5394\text{m}^3/\text{h}$ ，设计扬程为 27m。

而冷却侧水泵能耗占比 β_{loop} 为 5.2%，则根据 2.3.3 节提出的环路配置改进节能量计算公式，冷却侧环路配置优化后的节能百分比为 **2.31 %**。

5.3 设备方面问题诊断结果

本部分主要针对制冷机房中的主要设备进行性能评估，以量化计算改进设备劣化带来的节能效果。由于本案例中缺少水泵的前后压差和频率数据，无法建立水泵的设备模型，因此本部分的性能评估仅涵盖冷水机组和冷却塔，不涉及水泵的性能分析。

5.3.1 冷水机组性能评估

本小节主要根据各冷水机组的实际运行数据，利用第 3 章提出的设备建模方法对冷水机组进行设备建模，以评判改进设备劣化带来的节能量提升效果。

首先是对冷水机组的实际运行数据进行预处理工作。随后，通过设置候选算法集合及其对应的超参数搜索空间，运用 TPE 算法选择设备建模最优算法和超参建立设备模型。最后根据设备模型判断设备劣化程度以评估改进节能量。整体流程与第 3 章的测试案例类似。

1) 数据预处理

各冷水机组建模只取运维数据中其电功率大于 0 的样本点，则各冷水机组实际运行样本点情况如下表所示。

表 5.5 冷水机组实际运行样本点情况

冷机编号	样本点个数
冷机 1	3017
冷机 2	537
冷机 3	6
冷机 4	786
冷机 5	1
冷机 6	2
冷机 7	510
冷机 8	1744

从表中可以发现，冷机 3、冷机 5 和冷机 6 的样本点个数不足以建立设备模型，因此仅针对剩余的冷机建立模型以评估改进节能量。

冷水机组模型的输入和输出由 3.2.1.1 节确定，输入为机组的制冷量 Q_0 、冷冻水的进出水温度 $T_{CHW,in}$ 、 $T_{CHW,out}$ 以及冷却水回水温度 $T_{CW,in}$ ，输出为冷水机组 COP。即冷水机组模型为 $COP = f(Q_0, T_{CHW,in}, T_{CHW,out}, T_{CW,in})$ 。

首先，采用四分位法（IQR）对输出变量 COP 进行异常值检测，通过计算数据的四分位数和四分位距，筛选出有效的冷水机组运行数据。超出该区间的样本被视为异常并剔除。

然后，将运行数据按照 8：2 的比例划分成训练集和验证集。

最后，对各输入变量进行标准化处理，消除量纲影响，使各变量分布具有一致的尺度。

2) 最优算法和超参数确定

候选算法集合及其对应的超参数搜索空间的设置如前述第 3 章所述，在此不赘述。在训练集上利用 TPE 对各冷水机组建模的算法和超参进行联合寻优后，各冷水机组采用的算法及超参如下表所示。

表 5.6 各冷水机组模型采用的算法和超参设置

设备	算法	超参数	参数取值	备注
----	----	-----	------	----

冷机 1	RF	n_estimators	270	决策树数量
		max_depth	19	树的最大深度
		min_samples_split	9	节点分裂的最小样本数
		min_samples_leaf	1	叶节点的最小样本数
		max_features	log2	最大特征数
冷机 2	RF	n_estimators	260	决策树数量
		max_depth	24	树的最大深度
		min_samples_split	6	节点分裂的最小样本数
		min_samples_leaf	10	叶节点的最小样本数
		max_features	log2	最大特征数
冷机 4	RF	n_estimators	40	决策树数量
		max_depth	23	树的最大深度
		min_samples_split	10	节点分裂的最小样本数
		min_samples_leaf	8	叶节点的最小样本数
		max_features	None	最大特征数
冷机 7	RF	n_estimators	10	决策树数量
		max_depth	19	树的最大深度
		min_samples_split	2	节点分裂的最小样本数
		min_samples_leaf	1	叶节点的最小样本数
		max_features	log2	最大特征数
冷机 8	RF	n_estimators	190	决策树数量
		max_depth	12	树的最大深度
		min_samples_split	7	节点分裂的最小样本数
		min_samples_leaf	2	叶节点的最小样本数

max_features	log2	最大特征数
--------------	------	-------

采用 RMSE 和 MAPE 进行模型评估，各冷水机组设备模型在测试集上的性能指标如下表所示。从表中可以看出，性能指标 MAPE 最高也只有 0.025，即冷机 COP 预测平均偏差只有 2.5%，满足模型精度要求，可用于后续的节能评估。

表 5.7 冷水机组模型测试集性能指标

设备	测试集 RMSE	测试集 MAPE
冷机 1	0.18	0.021
冷机 2	0.12	0.015
冷机 4	0.16	0.025
冷机 7	0.19	0.025
冷机 8	0.1	0.014

3) 设备改进节能量计算

案例中冷水机组的额定制冷量 Q_0 为 4219kW，额定冷冻水进水温度 $T_{CHW,in}$ 为 10℃，额定冷冻水出水温度 $T_{CHW,out}$ 为 5℃，额定冷却水回水温度 $T_{CW,in}$ 为 32℃，额定 COP 为 5.4。

将额定工况数据代入前述建立的冷水机组模型，可以计算出当前冷水机组额定工况下的 COP。随后，根据 3.3.1.1 节提出的设备改进节能量计算公式，进一步得出设备节能百分比。

$$\eta_{chill} = \left(1 - \frac{COP_{actual}}{COP_{rated}}\right) \times \beta_{chill} \times 100\%$$

其中，公式中的 β_{chi} 与上小节设计方面问题相同，为 71.8%。

最终，各冷水机组模型在额定工况下的 COP 和改进节能百分比如下表所示。从表中可以看出，将冷水机组性能恢复至额定工况所对应的平均节能百分比为 1.94 %。

表 5.8 冷水机组模型额定工况下 COP 和改进节能百分比

设备	额定工况下模型 COP	节能百分比%
冷机 1	5.24	2.13

冷机 2	5.35	0.66
冷机 4	5.07	4.39
冷机 7	5.31	1.20
冷机 8	5.3	1.33
平均	5.254	1.94

5.3.2 冷却塔性能评估

本小节主要根据冷却塔的实际运行数据，利用第 3 章提出的设备建模方法对冷却塔进行设备建模，以评判改进设备劣化带来的节能量提升效果。

冷却塔性能评估的大体步骤与冷水机组相同，在此不过多赘述。但由于案例中针对单一冷却塔的数据只有冷却塔风机开启台数，没有对于单一冷却塔而言的冷却水供回水温度和冷却水流量，因此，针对该案例，本研究将从冷却塔群的角度进行建模。

1) 数据预处理

在建模冷却塔群时，仅选取运维数据中冷却塔风机开启台数大于 0 的样本点，共计 2956 个。

冷却塔群模型的输入输出与单个冷却塔相同（见 3.2.1.2 节），输入为冷却水流量 G_w 、进塔风量 G_a 、进塔水温 $T_{w,in}$ 、干球温度 $T_{a,d}$ 和湿球温度 $T_{a,w}$ ，输出为冷却水温差 ΔT_{ct} 。但针对冷却塔群，冷却水流量 G_w 、进塔水温 $T_{w,in}$ 和冷却水温差 ΔT_{ct} 均来源于冷却水总管数据。

同时，由于运维数据中同样缺少冷却塔风量 G_a ，而案例中的冷却塔风机为工频运行，故可通过冷却塔群风机开启台数 N_{fan} 确定风量 G_a 。最终的冷却塔群模型为 $\Delta T_{ct} = f(G_w, N_{fan}, T_{w,in}, T_{a,d}, T_{a,w})$ 。

然后，与冷水机组模型建立类似。首先，采用四分位法（IQR）对输出变量 ΔT_{ct} 进行异常值检测，剔除异常值。随后，将运行数据按照 8: 2 的比例划分成训练集和验证集。最后，对各输入变量进行标准化处理，消除量纲影响，使各变量分布具有一致的尺度。

2) 最优算法和超参数确定

候选算法集合及其对应的超参数搜索空间的设置如前述第 3 章所述。在训练集上利用 TPE 对冷却塔群建模的算法和超参进行联合寻优后，冷却塔群采用的

算法及超参如下表所示。

表 5.9 冷却塔群采用的算法和超参设置

设备	算法	超参数	参数取值	备注
冷却塔群	XGBoost	n_estimators	230	决策树数量
		max_depth	5	树的最大深度
		learning_rate	0.065	学习率
		subsample	0.92	子样本比例
		colsample_bytree	0.89	特征采样比例
		min_child_weight	8	子节点最小权重

采用 RMSE 和 MAPE 进行模型评估，其中 RMSE 为 0.4，MAPE 为 0.094。可以看出，以冷却塔群作为建模对象时，性能指标 MAPE 相对较高，但仍在可接受范围内，可用于后续的节能评估。

3) 设备改进节能量计算

案例中冷却塔群的额定冷却水流量为 $800\text{m}^3/\text{h} \times 9$ ，额定风机开启台数为 N_{fan} 为 2×9 ，额定冷却水进塔水温 $T_{w,in}$ 为 37°C ，额定干球温度 $T_{a,d}$ 为 30°C ，额定湿球温度 $T_{a,w}$ 为 27°C ，额定冷却水温差 ΔT_{ct} 为 5°C 。

将额定工况数据代入前述建立的冷却塔群模型，可以计算出当前冷却塔群额定工况下的温差 ΔT_{ct} 。随后，根据 3.3.1.2 节提出的设备改进节能量计算公式可计算设备节能百分比。

$$\begin{aligned}
 \eta_{tower} &= \left(1 - \frac{Q_{actual}}{Q_{rated}}\right) \times \beta_{tower} \times 100\% \\
 &= \left(1 - \frac{c_p G_w \Delta T_{ct,actual}}{c_p G_w \Delta T_{ct,rated}}\right) \times \beta_{tower} \times 100\% \\
 &= \left(1 - \frac{\Delta T_{ct,actual}}{\Delta T_{ct,rated}}\right) \times \beta_{tower} \times 100\%
 \end{aligned}$$

其中，公式中的 β_{tower} 根据冷却塔群铭牌额定电功率与制冷机房总额定电功率的比值计算得到，为 2.3%。

最终，冷却塔群模型在额定工况下的冷却水温差 ΔT_{ct} 为 3.64，设备性能恢复至额定工况所对应的节能百分比为 **0.62%**。

5.4 运行方面问题诊断结果

本小节主要分析制冷机房运行方面存在的问题，通过第 4 章提出的外部工况划分、有效运行策略挖掘和最佳运行策略确定方法，找出不同工况条件下的最佳运行策略，并计算改进运行策略带来的节能提升效果。

首先，针对清洗后的运行数据，按照第 4.2 节中提出的方法计算所需的中间变量。鉴于案例中已有运行数据的情况，本研究结合领域知识，筛选并设置了外部工况数据、操作条件数据和指标数据，以便更好地指导运行策略优化，具体设置如下表所示。

表 5.10 外部工况数据、操作条件数据和指标数据设置表

外部工况数据	室外干球温度	室外相对湿度	A 栋建筑负荷	
	B 栋建筑负荷	C 栋建筑负荷	D 栋建筑负荷	
操作条件数据	冷机开启台数	冷机供回水温差		
	一次冷冻水泵开启台数	A 栋建筑二次泵开启台数	B 栋建筑二次泵开启台数	
	C 栋建筑二次泵开启台数	D 栋建筑二次泵开启台数	冷却水泵开启台数	
	冷却塔开启台数	冷却塔风机开启总数		
指标数据	制冷机房整体 COP			

5.4.1 外部工况划分

本部分主要基于 4.2.1 节中提出的聚类方法，对外部工况条件进行划分。为了确定最佳的聚类数，计算了从 2 到 100 的不同聚类数下的误差平方和(SSE)，其变化趋势如下图所示。

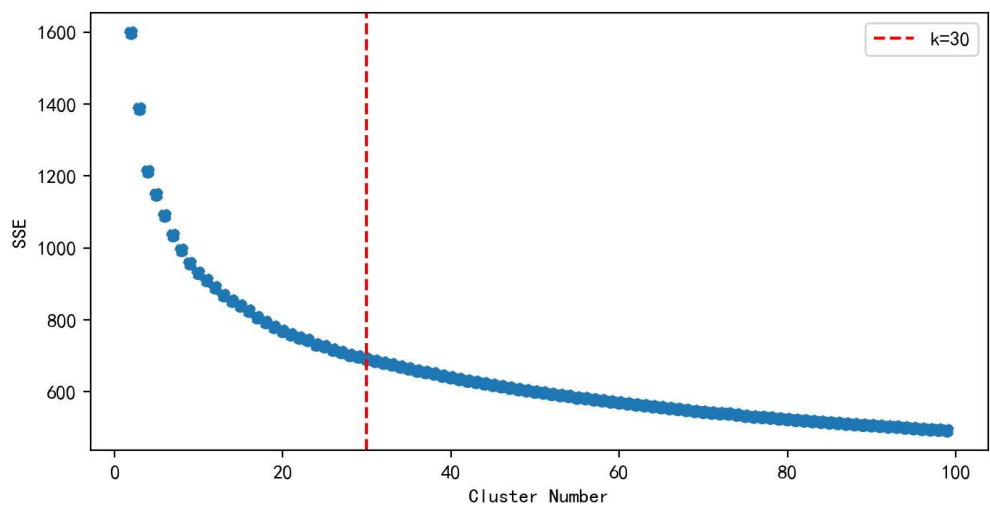


图 5.9 外部工况 SSE 随聚类个数变化趋势图

根据图中 SSE 的分布情况，采用手肘法确定最佳聚类数为 30。归一化后的各外部工况聚类特征中心通过热力图进行可视化，如下图所示。从热力图中可以观察到，不同聚类中心特征的颜色深浅分布存在差异，证明该方法可较为有效的区分不同外部工况

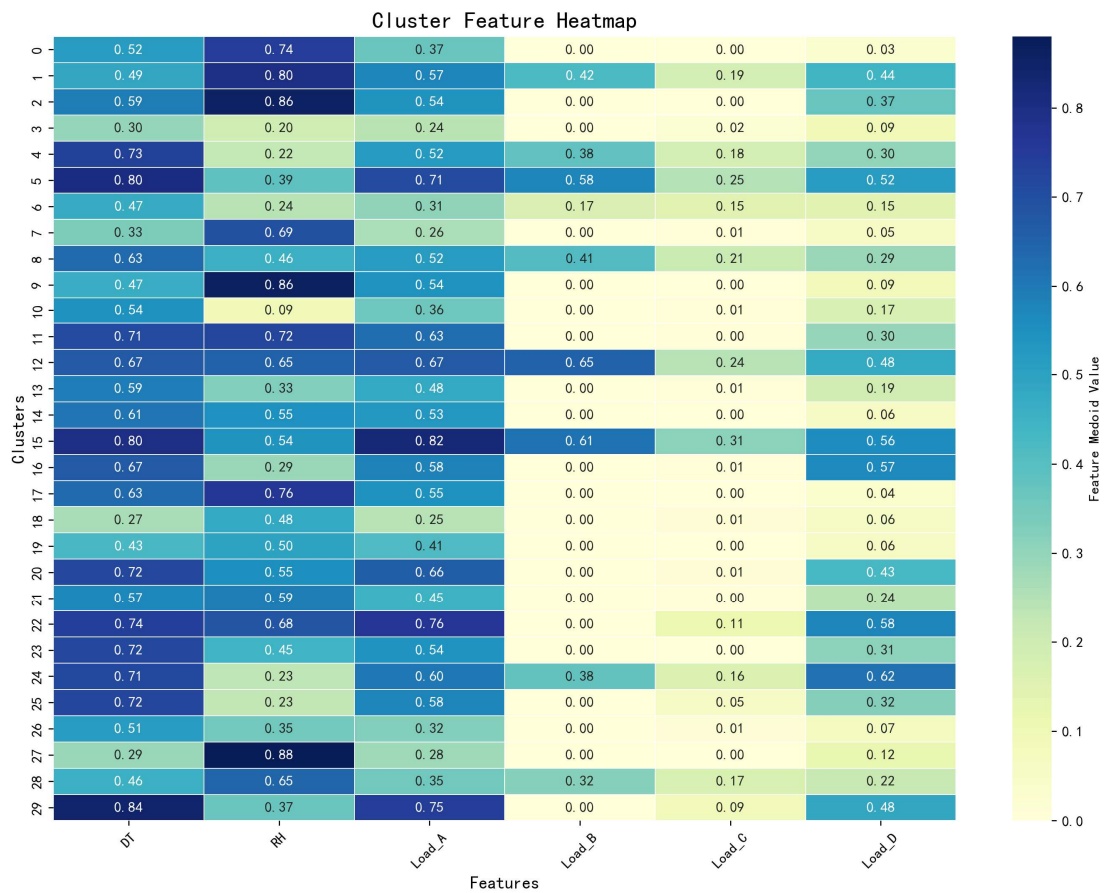


图 5.10 归一化后各外部工况聚类特征中心热力图

具体的各外部工况聚类中心结果见下表。

表 5.11 外部工况聚类中心

聚类标签	干球温度 (°C)	相对湿度 (%)	A 栋负荷 (kW)	B 栋负荷 (kW)	C 栋负荷 (kW)	D 栋负荷 (kW)
0	23	76	1049	0	36	51
1	22	81	1632	1752	3423	773
2	25	87	1523	0	59	656
3	16	23	682	0	330	163
4	30	26	1481	1605	3402	530
5	32	41	2013	2403	4591	902
6	22	28	870	701	2780	258
7	17	71	742	0	141	91
8	26	48	1472	1718	3817	509
9	21	87	1535	0	56	152
10	24	13	1022	0	140	299
11	29	74	1784	0	65	517
12	28	67	1895	2717	4514	832
13	25	36	1364	0	112	335
14	26	57	1511	0	0	112
15	31	56	2341	2567	5722	974
16	28	32	1650	0	116	990
17	26	77	1548	0	21	67
18	15	50	700	0	201	106
19	20	52	1174	0	0	108
20	29	57	1868	0	198	750

21	25	61	1269	0	81	416
22	30	69	2169	0	2079	1009
23	29	47	1535	0	0	542
24	29	26	1717	1567	3003	1078
25	29	26	1635	0	920	564
26	23	38	920	0	237	123
27	16	89	804	0	57	215
28	21	66	998	1332	3120	381
29	33	40	2117	0	1624	846

5. 4. 2 有效运行策略挖掘

1) 基于核密度 KDE 的变量离散化

通过前述步骤确定外部工况后，需要对各外部工况下的连续变量进行离散化处理，以便进行后续的运行策略挖掘。针对本案例，需要离散化的变量包括冷机供回水温差和制冷机房整体 COP。

为防止生成过多无效区间，将区间类别的上限设置为 5 个，即认为在某一外部工况下，冷冻水出水温度和制冷机房整体 COP 最多可以分为 5 个区间。

随后，按照 4.3.1 节中提出的方法对相关数据进行离散化处理，离散化后的结果如下所示。从图中可以看出，利用该方法进行区间划分能有效剔除掉不存在数据点的情况，使得区间划分更合理。

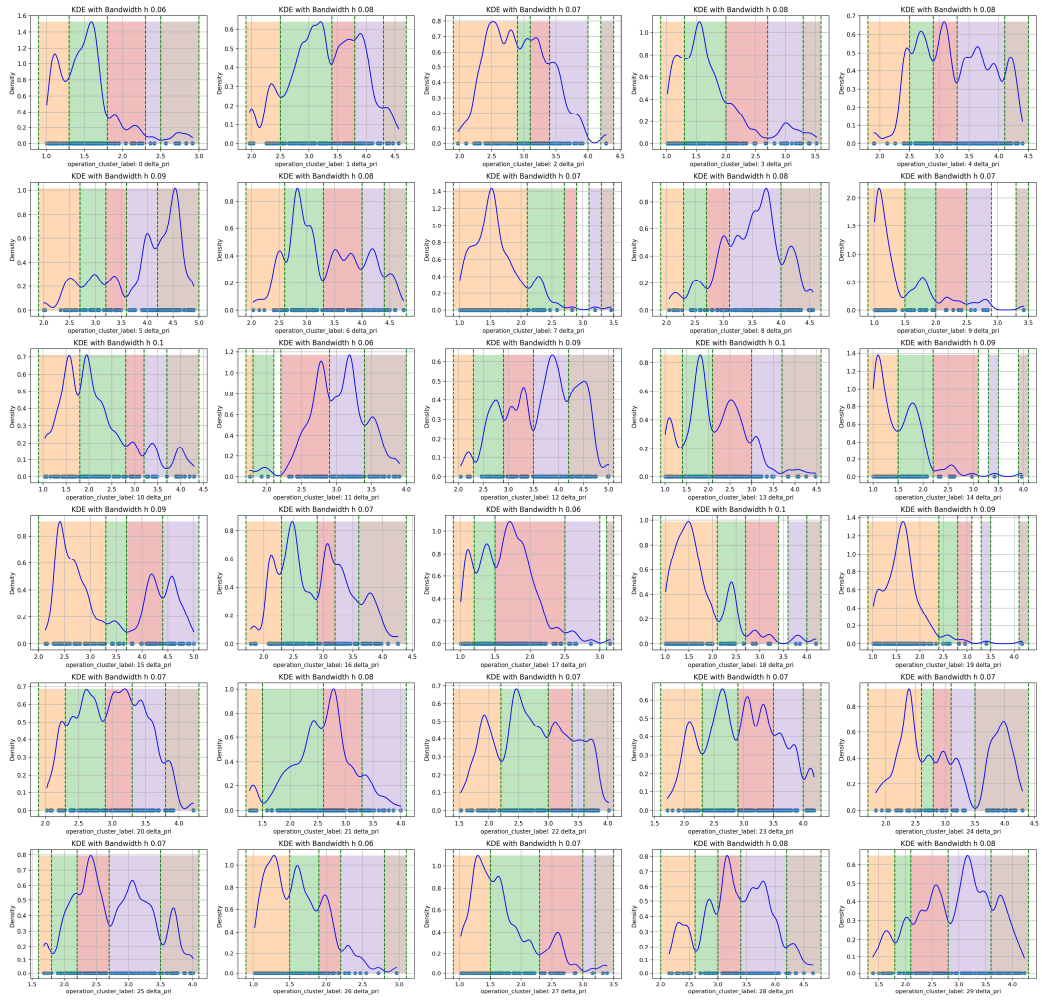


图 5.11 不同外部工况下冷机供回水温差区间划分

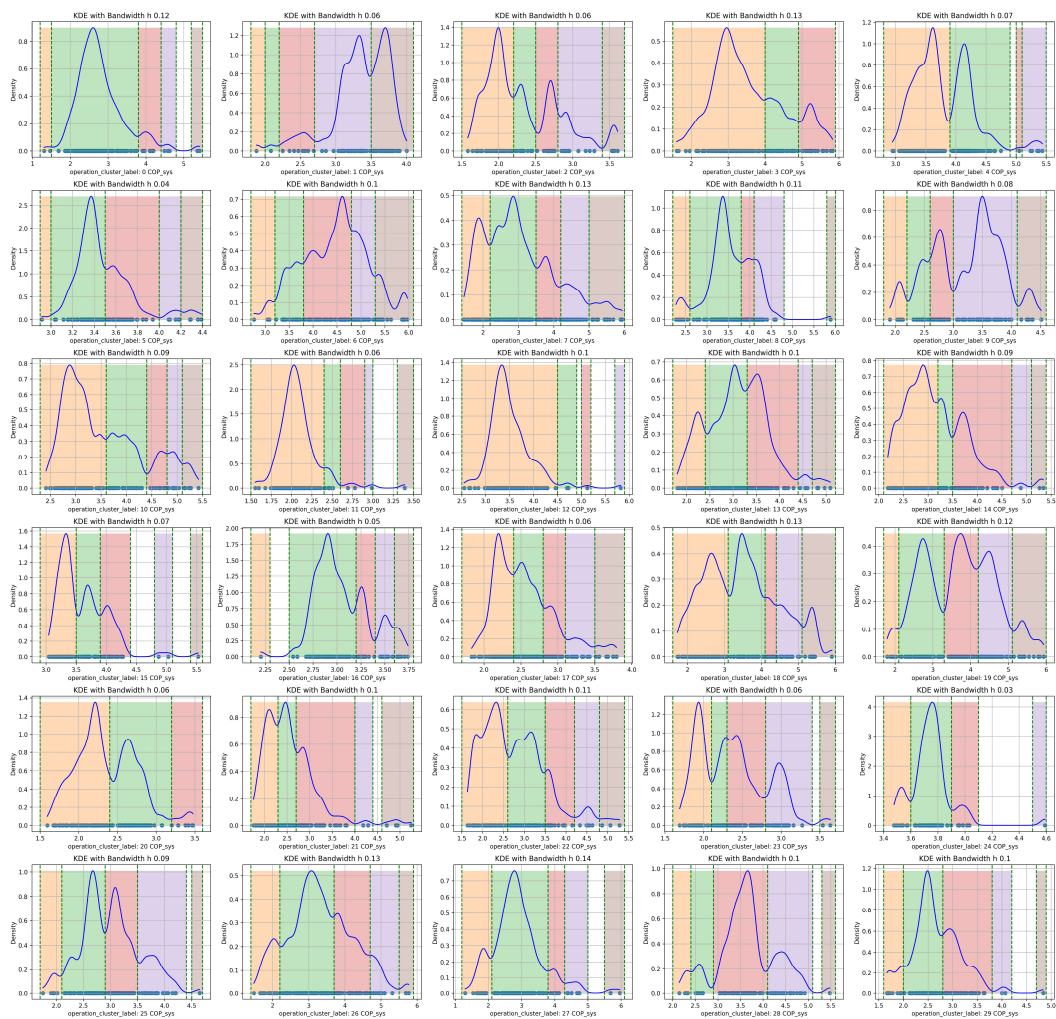


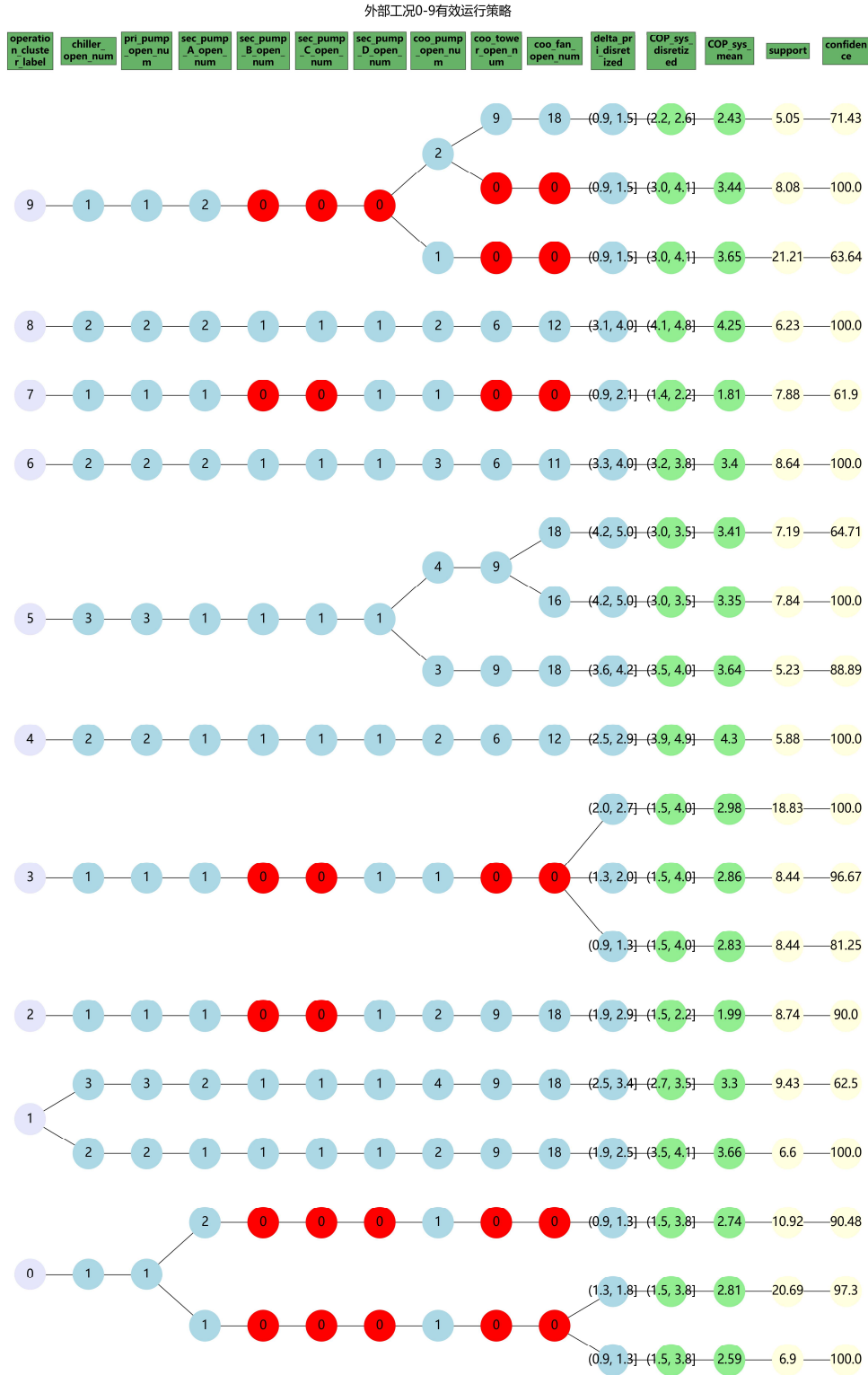
图 5.12 不同外部工况下制冷机房整体 COP 区间划分

2) 基于关联规则挖掘的有效运行策略

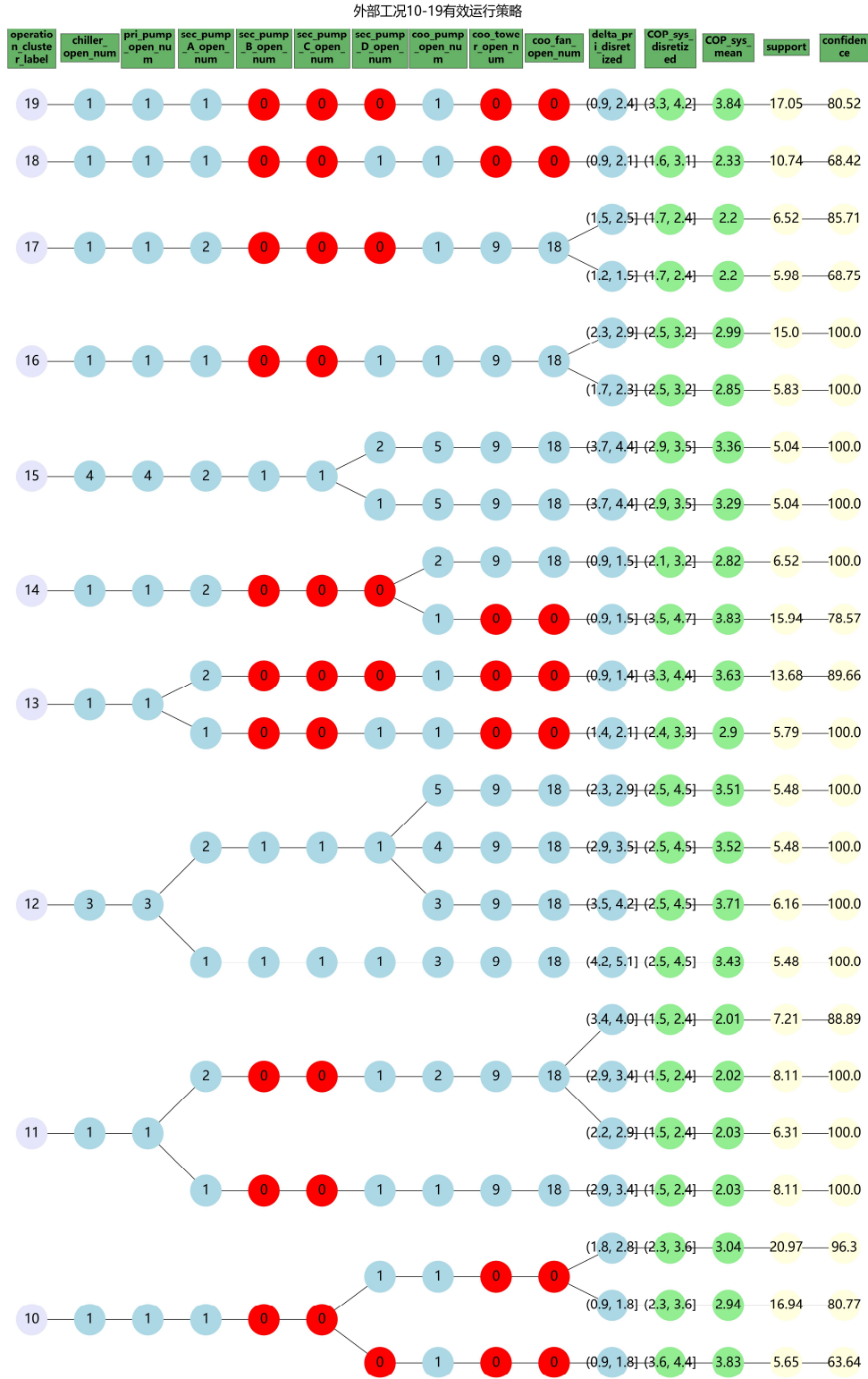
完成数据离散化后,本研究采用 4.3.2 节中提出的方法,针对 30 种外部工况条件挖掘有效的运行策略。在运行策略挖掘过程中,支持度阈值(min_sup)和置信度阈值(min_conf)分别设置为 5%和 60%,以确保挖掘出的运行策略具有合理性和可靠性。

各外部工况下的有效运行策略如下图所示。图中,浅紫色的第一列代表外部工况聚类标签,中间浅蓝色和红色区域表示操作条件(其中红色表示对应设备开启台数为 0),浅绿色区域为指标数据,浅黄色区域为支持度和置信度。详细的运行策略表格可见附录 A。

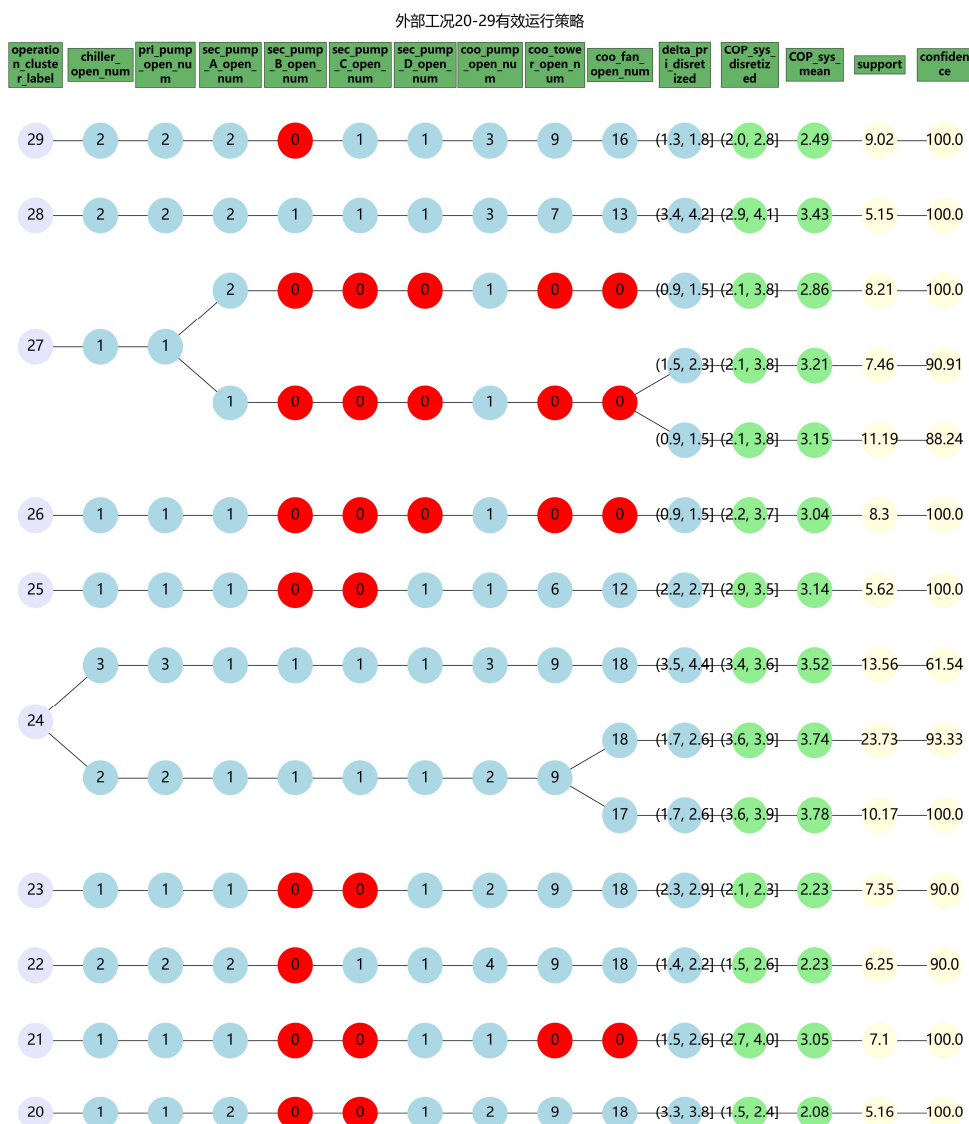
通过上述方法,共挖掘出有效运行策略 56 条。在大部分挖掘出的运行策略中可以发现,在相同的外部工况条件下,随着设备开启台数的减少和冷机供回水温差的增加,系统能效 COP 得以提升。这一结果符合一般领域常识,进一步验证了所采用方法的有效性和合理性。



(a) 外部工况 0-9 的有效运行策略



(b) 外部工况 10-19 的有效运行策略



(c) 外部工况 20-29 的有效运行策略

图 5.13 各外部工况下的有效运行策略

5.4.3 最佳运行策略确定

本部分旨在从前述挖掘得到的有效运行策略中,进一步筛选出最佳运行策略。由于在某些外部工况下仅存在单一运行策略,无法进行策略间的比较,因此仅分析存在多种运行策略的外部工况结果。利用 4.4.1 节提出的方法对各工况下的运行策略进行排序,排序结果如下图所示,详细结果见附录 A。排序过程中, COP、支持度和置信度的权重分别设置为[0.5,0.25,0.25]。

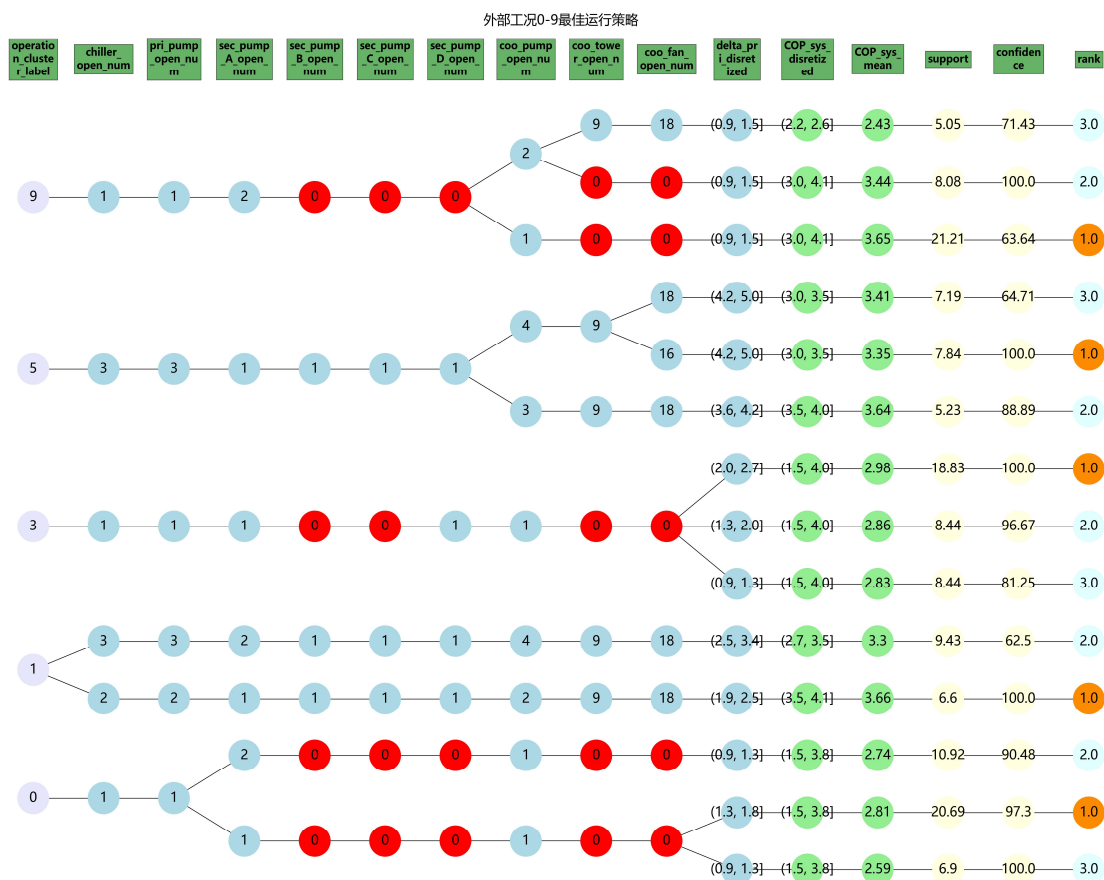
从图中可以看出,针对外部工况 0、1、3 和 9,所选的最佳运行策略均为 COP 最高的策略。这些策略通常表现为较少的设备开启台数以及较高的冷机供回水温

差。例如，对于外部工况 9，其负荷较小，仅需开启 1 台冷却水泵，并依靠室外空气自然冷却即可满足需求，无需启动 2 台冷却水泵和开启全部冷却塔风机。针对外部工况 5，所选的最佳策略为 COP 最低的运行策略。这是因为该外部工况下三种策略的 COP 差距较小，而最优方案具有最高的支持度和置信度，说明该策略更有可能满足室内用户的需求，因此被选择为最佳策略。

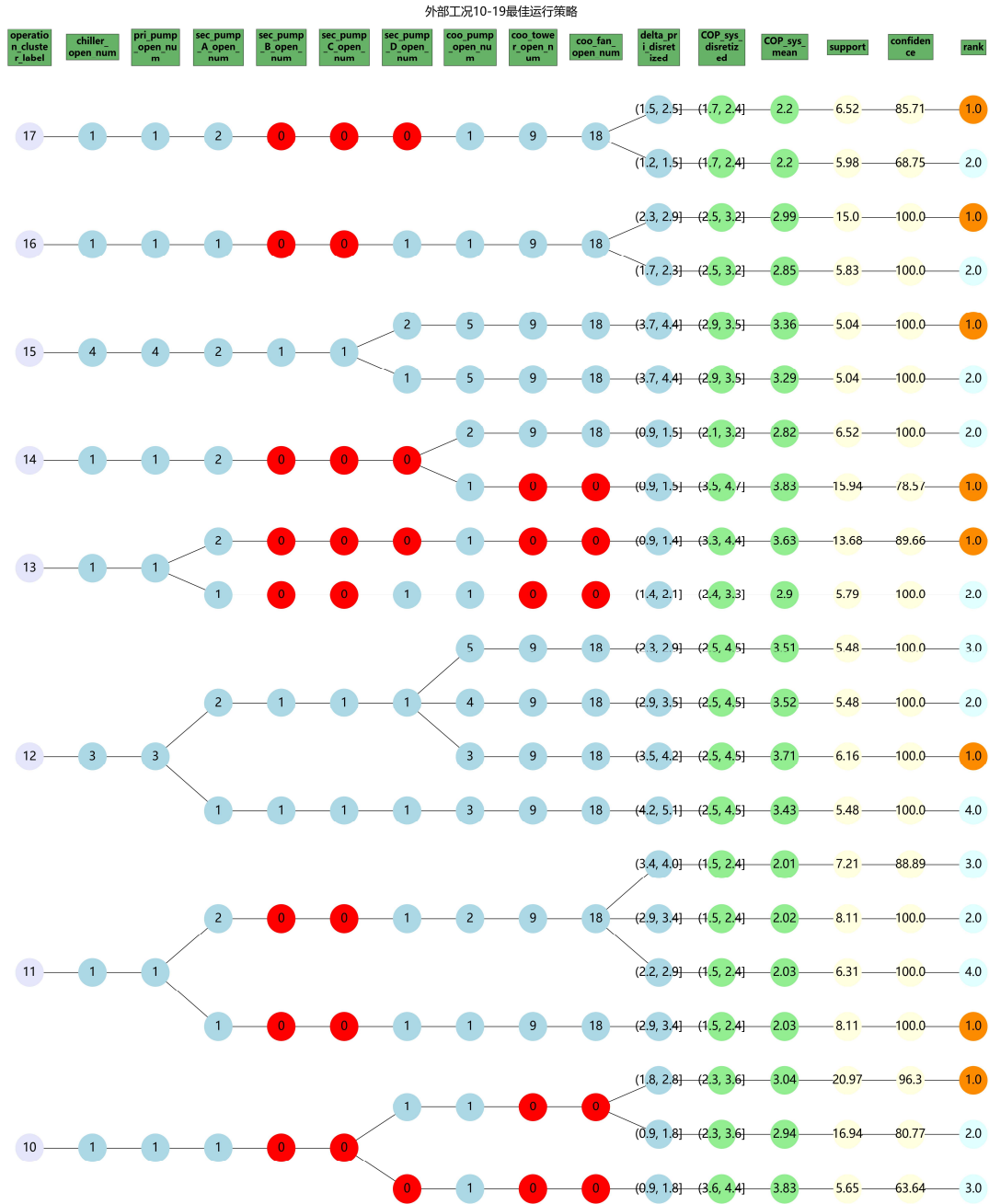
对于外部工况 10、12、13、14、15 和 16，所选最佳策略均为 COP 最高的运行策略。这些策略具有较少的设备开启台数和较高的冷机供回水温差。而针对外部工况 11 和 17，在 COP 差距不大的情况下，选择了支持度和置信度最高的运行策略，以更好地满足室内用户需求。

对于外部工况 24 和 27，最佳策略选择为 COP 第二高的运行策略。这是因为所选策略的 COP 虽略低于最高 COP，但其支持度和置信度综合表现更优，能够更好地平衡能效与用户需求。

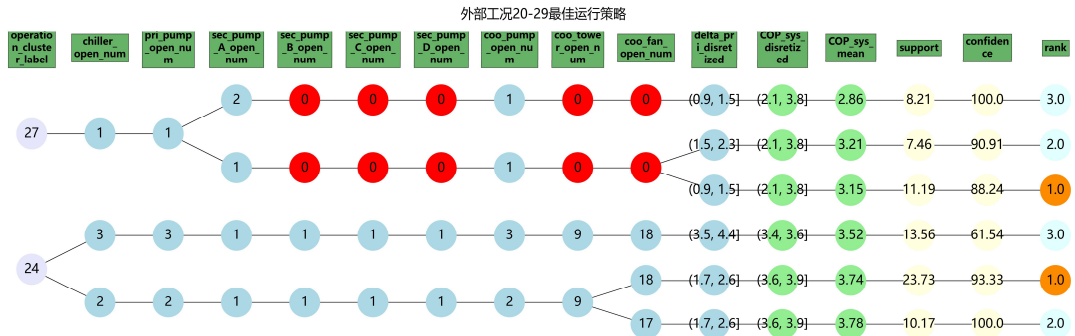
综上分析，各外部工况下最佳运行策略的选择结果证明了 4.4.1 节提出的方法在兼顾系统能效的同时，能够有效考虑运行策略的接受程度，验证了该方法的有效性。



(a) 外部工况 0-9 的最佳运行策略



(b) 外部工况 10-19 的最佳运行策略



(c) 外部工况 20-29 的最佳运行策略

图 5.14 各外部工况下的最佳运行策略

在得出各工况下的最佳运行策略后，进一步利用 4.4.2 节中提出的节能量计算公式，对改进运行策略后制冷机房整体的节能效果进行评估。计算结果表明，通过采用优化后的运行策略，制冷机房整体节能量为 **4.36%**。

5.5 节能潜力分析总结

将前述各方面问题的改进节能百分比进行汇总，结果如下表所示。

表 5.12 各方面节能潜力汇总

问题类别	问题来源	改进节能百分比%
设计方面	冷机配置	4.97%
	一次冷冻环路配置	2.12%
	A 栋二次冷冻环路配置	1.46%
	B 栋二次冷冻环路配置	2.29%
	C 栋二次冷冻环路配置	0.32%
	D 栋二次冷冻环路配置	3.30%
	冷却环路配置	2.31%
	总计	16.77%
设备方面	冷水机组群	1.94%
	冷却塔群	0.62%
	总计	2.56%
运行方面	整体系统	4.36%
	总计	4.36%

从表中可以看出，针对该案例，其在设计方面具有最大的节能潜力，总计为 **16.77%**。这主要是因为实际负荷与设计阶段预估的负荷存在较大差异，同时，由于该案例采用了二次泵系统，并且设置了 4 个独立二次泵分区，设备数量较多，因此通过优化配置带来的节能收益更加明显；此外，本研究采用的环路配置节能

潜力计算公式较为简化，可能一定程度上放大了改进环路配置的节能潜力。

而设备方面的节能潜力在三个方面中最小，仅为 **2.56%**。这主要是由于两方面的原因：一方面，能耗占比最大的冷水机组其性能劣化程度相对较小，而劣化程度较高的冷却塔群能耗占比最低，对整体节能潜力的贡献有限；另一方面，由于运行数据中缺乏水泵的频率和压差数据，本研究无法对水泵的性能劣化进行评估，进而未能纳入水泵的改进节能潜力。这些限制使得设备节能潜力的评估结果相对较低。

运行方面的节能潜力相较设计方面较低，总计为 **4.36%**。其原因主要有两方面：一是本研究在筛选最佳运行策略时，综合考虑了能效和策略的接受度，以确保优化方案在实际中更易执行，因此未能完全实现能效最佳；二是本研究基于实际运行数据寻找历史最佳策略，而非理论最优运行策略，因此节能潜力的计算结果相对保守。然而，由于案例中缺乏水泵和冷却塔的详细能耗数据，传统的基于模型的运行优化方法难以实施，相比之下，本研究的方法在实际应用中更具操作性和现实意义。

综上所述，为实现最大的节能收益，应优先针对现有的设备进行改造，具体改造建议已在前述小节中详细论述，此处不再赘述。

5.6 本章小结

本章通过实际案例验证了前述关于制冷机房设计、设备和运行多层级节能潜力分析方法的可行性与有效性。

以北京某商业综合体制冷机房的实际运维数据为基础，完整验证了从数据预处理到设计、设备和运行多层级评价的分析流程。结果表明，利用铭牌数据和设备运行参数等常见数据，能够有效判断制冷机房各环节存在的问题，并量化相关节能潜力。具体计算结果显示，该建筑在设计、设备和运行层面节能潜力分别为 16.77%、2.56% 和 4.36%，为制冷机房系统的优化改造提供了科学依据。

综上所述，本章验证了所提出方法在设计、设备和运行问题诊断中的完整性与适用性，并证明了常见数据能够有效支持该方法的实施。

第6章 结论与展望

6.1 研究总结

本文以提高制冷机房整体能效为目标，系统性地研究了设计、设备和运行三个层面的节能潜力评价与优化问题。基于数据驱动的方法，本文构建了一套从问题诊断到节能潜力量化的完整技术框架，能够量化各方面的节能潜力，并据此找出节能收益最大的优化方向。在实际案例中的验证结果也表明，该方法具有较强的实用性和有效性。研究的主要内容和贡献总结如下：

(1) 量化了现有制冷机房设计方面的节能潜力。针对设计方面节能潜力，本研究从冷机配置和环路配置两个角度出发进行了考虑。对于冷机配置，结合建筑负荷分布和冷机性能曲线，设计了冷机配置性能计算模型，并利用粒子群优化（PSO）算法求解，得出最优冷机配置方案，进而计算最优方案与当前配置之间的能效差距；对于冷冻环路和冷却环路配置，通过核密度估计（KDE）计算实际流量和阻抗的分布情况，以此为依据确定环路的优化设计流量和优化设计扬程，并量化优化设计与当前设计之间的能效差异。

(2) 量化了现有制冷机房设备方面的节能潜力。针对设备方面的节能潜力，本研究首先确定了各设备模型的输入输出参数，然后利用树形 Parzen 估计器（TPE）算法，从候选算法和超参数集合中选择最优模型算法及参数，最后将铭牌工况数据代入设备模型，计算设备的实际运行性能，并与铭牌性能进行比较，评估设备性能劣化对能效的影响。

(3) 量化了现有制冷机房运行方面的节能潜力。针对运行方面的节能潜力，本研究结合领域知识，首先将已有数据划分为外部工况数据、操作条件数据和运行指标数据。随后，利用 K-Medoid 算法对外部工况数据进行聚类划分；在此基础上，采用 KDE 和 FP-Tree 算法挖掘不同工况下的有效运行策略；最后，基于 TOPSIS 方法对运行策略进行综合评价和排序，确定各工况下的最佳运行策略，并以此计算最佳运行策略与当前策略之间的能效差距。

(4) 以北京市某商业综合体为研究案例，用实际运行数据验证本文提出的节能潜力评价方法。结果表明，该案例设计方面的节能潜力最大，总节能百分比为 16.77%；运行方面的节能潜力其次，总节能百分比为 4.36%；设备方面的节能潜力最小，总节能百分比为 2.56%。由此可以看出，该方法能够准确定位制冷机房的节能改进方向，对于该案例，应优先从设计配置的优化入手，以实现最大

的节能收益。

6.2 未来展望

本文设计并实现了一套量化现有制冷机房设计、设备和运行三方面节能潜力的完整技术框架，为节能改进提供了科学依据。然而，受限于研究时间和精力，仍存在一些局限性和不足之处，需在未来进一步深入研究，具体总结如下：

(1) 针对设计方面的节能潜力，本研究主要聚焦于冷机及环路配置的优化，未能全面考虑制冷机房中其他常见设计问题，例如输配管网设计是否合理（如弯头过多导致阻力过大）、冷却塔配置是否合理、低温冷水机组是否可替换为中温水冷水机组等。未来可进一步扩展研究范围，量化这些设计问题对能效的影响，为设计优化提供更全面的指导。

(2) 针对设备方面的节能潜力，本研究仅考虑了设备劣化程度，未能涉及分析具体影响设备劣化的原因；同时，仅考虑了设备劣化对其自身能效的影响，未能进一步分析设备劣化对系统整体能效的影响程度。

(3) 针对运行方面的节能潜力，本研究仅从历史数据中挖掘最佳的运行策略，可能运行优化的潜力，若历史数据中未包含更高效的运行策略，可能无法发现隐含的常见问题，未来或许可进一步结合专家知识来进行评判。

(4) 本文对各方面节能潜力的评估主要基于节能百分比，未将初期改造成本和成本回收周期纳入评估范围。未来可综合考虑改造成本和经济收益的平衡，以更科学地确定节能改进的优先级和方向。

附录 A：运行问题诊断相关表格

不同外部工况下的有效运行策略

外部 工况 聚类 标签	冷 机 开 启 台 数	一 次 冷 冻 水 泵 开 启 台 数	A 栋 二 次 水 泵 开 启 台 数	B 栋 二 次 水 泵 开 启 台 数	C 栋 二 次 水 泵 开 启 台 数	D 栋 二 次 水 泵 开 启 台 数	冷 却 水 泵 开 启 台 数	冷 却 塔 开 启 台 数	冷 却 塔 风 机 开 启 台 数	冷机供 回水温 差区间	系统 COP 区间	系统 COP 均值	支持 度	置信 度	策略 排序
	1	1	1	0	0	0	1	0	0	(1.3, 1.8]	(1.5, 3.8]	2.81	20.7	97	1
0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.3]	(1.5, 3.8]	2.59	6.9	100	3
	1	1	2	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.3]	(1.5, 3.8]	2.74	10.9	90	2
1	2	2	1	1	1	1	2	9	18	(1.9, 2.5]	(3.5, 4.1]	3.66	6.6	100	1
	3	3	2	1	1	1	4	9	18	(2.5, 3.4]	(2.7, 3.5]	3.3	9.4	63	2
2	1	1	1	0	0	1	2	9	18	(1.9, 2.9]	(1.5, 2.2]	1.99	8.7	90	1
	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(1.3, 2.0]	(1.5, 4.0]	2.86	8.4	97	2
3	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(0.9, 1.3]	(1.5, 4.0]	2.83	8.4	81	3
	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(2.0, 2.7]	(1.5, 4.0]	2.98	18.8	100	1

附录 A

4	2	2	1	1	1	1	2	6	12	(2.5, 2.9]	(3.9, 4.9]	4.3	5.9	100	1
	3	3	1	1	1	1	3	9	18	(3.6, 4.2]	(3.5, 4.0]	3.64	5.2	89	2
5	3	3	1	1	1	1	4	9	18	(4.2, 5.0]	(3.0, 3.5]	3.41	7.2	65	3
	3	3	1	1	1	1	4	9	16	(4.2, 5.0]	(3.0, 3.5]	3.35	7.8	100	1
6	2	2	2	1	1	1	3	6	11	(3.3, 4.0]	(3.2, 3.8]	3.4	8.6	100	1
7	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(0.9, 2.1]	(1.4, 2.2]	1.81	7.9	62	1
8	2	2	2	1	1	1	2	6	12	(3.1, 4.0]	(4.1, 4.8]	4.25	6.2	100	1
	1	1	2	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.5]	(3.0, 4.1]	3.65	21.2	64	1
9	1	1	2	0	0	0	2	0	0	(0.9, 1.5]	(3.0, 4.1]	3.44	8.1	100	2
	1	1	2	0	0	0	2	9	18	(0.9, 1.5]	(2.2, 2.6]	2.43	5.1	71	3
	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(1.8, 2.8]	(2.3, 3.6]	3.04	21.0	96	1
1 0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(0.9, 1.8]	(2.3, 3.6]	2.94	16.9	81	2
	1	1	1	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.8]	(3.6, 4.4]	3.83	5.7	64	3
1 1	1	1	2	0	0	1	2	9	18	(2.2, 2.9]	(1.5, 2.4]	2.03	6.3	100	4
	1	1	2	0	0	1	2	9	18	(3.4, 4.0]	(1.5, 2.4]	2.01	7.2	89	3

附录 A

	1	1	2	0	0	1	2	9	18	(2.9, 3.4]	(1.5, 2.4]	2.02	8.1	100	2
	1	1	1	0	0	1	1	9	18	(2.9, 3.4]	(1.5, 2.4]	2.03	8.1	100	1
	3	3	2	1	1	1	3	9	18	(3.5, 4.2]	(2.5, 4.5]	3.71	6.2	100	1
1 2	3	3	1	1	1	1	3	9	18	(4.2, 5.1]	(2.5, 4.5]	3.43	5.5	100	4
	3	3	2	1	1	1	4	9	18	(2.9, 3.5]	(2.5, 4.5]	3.52	5.5	100	2
	3	3	2	1	1	1	5	9	18	(2.3, 2.9]	(2.5, 4.5]	3.51	5.5	100	3
1 3	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(1.4, 2.1]	(2.4, 3.3]	2.9	5.8	100	2
	1	1	2	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.4]	(3.3, 4.4]	3.63	13.7	90	1
1 4	1	1	2	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.5]	(3.5, 4.7]	3.83	15.9	79	1
	1	1	2	0	0	0	2	9	18	(0.9, 1.5]	(2.1, 3.2]	2.82	6.5	100	2
1 5	4	4	2	1	1	2	5	9	18	(3.7, 4.4]	(2.9, 3.5]	3.36	5.0	100	1
	4	4	2	1	1	1	5	9	18	(3.7, 4.4]	(2.9, 3.5]	3.29	5.0	100	2
1 6	1	1	1	0	0	1	1	9	18	(2.3, 2.9]	(2.5, 3.2]	2.99	15.0	100	1
	1	1	1	0	0	1	1	9	18	(1.7, 2.3]	(2.5, 3.2]	2.85	5.8	100	2
1 7	1	1	2	0	0	0	1	9	18	(1.2, 1.5]	(1.7, 2.4]	2.2	6.0	69	2

附录 A

	1	1	2	0	0	0	1	9	18	(1.5, 2.5]	(1.7, 2.4]	2.2	6.5	86	1
$\frac{1}{8}$	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(0.9, 2.1]	(1.6, 3.1]	2.33	10.7	68	1
$\frac{1}{9}$	1	1	1	0	0	0	1	0	0	(0.9, 2.4]	(3.3, 4.2]	3.84	17.1	81	1
$\frac{2}{0}$	1	1	2	0	0	1	2	9	18	(3.3, 3.8]	(1.5, 2.4]	2.08	5.2	100	1
$\frac{2}{1}$	1	1	1	0	0	1	1	0	0	(1.5, 2.6]	(2.7, 4.0]	3.05	7.1	100	1
$\frac{2}{2}$	2	2	2	0	1	1	4	9	18	(1.4, 2.2]	(1.5, 2.6]	2.23	6.3	90	1
$\frac{2}{3}$	1	1	1	0	0	1	2	9	18	(2.3, 2.9]	(2.1, 2.3]	2.23	7.4	90	1
	2	2	1	1	1	1	2	9	18	(1.7, 2.6]	(3.6, 3.9]	3.74	23.7	93	1
$\frac{2}{4}$	2	2	1	1	1	1	2	9	17	(1.7, 2.6]	(3.6, 3.9]	3.78	10.2	100	2
	3	3	1	1	1	1	3	9	18	(3.5, 4.4]	(3.4, 3.6]	3.52	13.6	62	3
$\frac{2}{5}$	1	1	1	0	0	1	1	6	12	(2.2, 2.7]	(2.9, 3.5]	3.14	5.6	100	1
$\frac{2}{6}$	1	1	1	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.5]	(2.2, 3.7]	3.04	8.3	100	1
	1	1	1	0	0	0	1	0	0	(1.5, 2.3]	(2.1, 3.8]	3.21	7.46	91	2
$\frac{2}{7}$	1	1	1	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.5]	(2.1, 3.8]	3.15	11.2	88	1
	1	1	2	0	0	0	1	0	0	(0.9, 1.5]	(2.1, 3.8]	2.86	8.21	100	3

附录 A

$\frac{2}{8}$	2	2	2	1	1	1	3	7	13	(3.4, 4.2]	(2.9, 4.1]	3.43	5.2	100	1
$\frac{2}{9}$	2	2	2	0	1	1	3	9	16	(1.3, 1.8]	(2.0, 2.8]	2.49	9.0	100	1

致谢

光阴似箭，研究生三年的时光悄然而逝。在这段历程中，有过欢笑，有过困惑，各种感受交织其间，但无论是喜悦还是艰辛，都是我成长的一部分，这些经历塑造出了如今的我，所以我选择接受，并感激那些在我研究生期间给予我关怀的人们。

首先，我要衷心感谢我的父母，正是你们在背后默默地支持我，关心我的生活，给予我温暖的依靠，让我无论在顺境还是逆境中都能坚持下来。其次，我要感谢我的导师许鹏教授，不仅及时解答了我在科研上的疑问，还时常关注课题组大家的日常生活，带动了大家丰富的课外活动，给予我们更多的关怀与动力。

我还要感谢课题组的所有成员。特别感谢王鸿鑫师兄，除了肯耐心解答我在学业和生活中提出的各种愚蠢问题外，还愿意抽出宝贵的周末时间陪我一起打羽毛球，真心感谢师兄的宽容与陪伴。还要感谢李达、贾乾然、齐梓轩、夏壮、张亚珂等师兄师姐们，你们一直在学业和生活上给予我很大帮助，真是不甚感激。也感谢李俊杰、金瑞颖、董丽妍三位同学，这三年来能一起学习，彼此包容，让我度过了充实的时光。最后，感谢陈俊宇、朱弈等师弟们，感谢你们一直愿意倾听我的牢骚和陪我一起运动，包容我这样一位不成熟的师兄。

衷心祝福所有在我研究生期间给予我支持和帮助的人们，愿各位都能前程似锦，万事顺意。

参考文献

- [1] Final energy consumption of buildings relative to other sectors, 2022[EB]//IEA.
- [2] 中国建筑能耗研究报告 2022[R]. 中国建筑节能协会能耗专委会, 2022.
- [3] Chen Y, Hong T. Impacts of building geometry modeling methods on the simulation results of urban building energy models[J]. Applied Energy, 2018, 215: 717-735.
- [4] Ma Z, Ren H, Lin W. A review of heating, ventilation and air conditioning technologies and innovations used in solar-powered net zero energy Solar Decathlon houses[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 240: 118158.
- [5] 李立, 李怀, 于震. 某冷冻机房节能诊断及运行优化[J]. 智能建筑, 2021(2): 68-74.
- [6] ASHRAE Handbook-HVAC applications[S]. ASHRAE Inc., Atlanta, GA, 2011.
- [7] 中国建筑节能年度发展研究报告 2018[R]. 清华大学建筑节能研究中心.
- [8] Woradechjurnroen D, Yu Y, Li H, et al. Analysis of HVAC system oversizing in commercial buildings through field measurements[J]. Energy and Buildings, 2014, 69: 131-143.
- [9] Lee D, Lee S T. Artificial intelligence enabled energy-efficient heating, ventilation and air conditioning system: Design, analysis and necessary hardware upgrades[J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 235: 121253.
- [10] Zhao Y, Zhang C, Zhang Y, et al. A review of data mining technologies in building energy systems: Load prediction, pattern identification, fault detection and diagnosis[J]. Energy and Built Environment, 2020, 1(2): 149-164.
- [11] Jia M, Komeily A, Wang Y, 等. Adopting Internet of Things for the development of smart buildings: A review of enabling technologies and applications[J]. Automation in Construction, 2019, 101: 111-126.
- [12] Cheng Q, Wang S, Yan C, 等. Probabilistic approach for uncertainty-based optimal design of chiller plants in buildings[J]. Applied Energy, 2017, 185: 1613-1624.
- [13] 凌荣武, 王亮, 王曦, 等. 基于全生命周期成本的装配式高效制冷机房设计[J]. 西安工程大学学报: 1-9.
- [14] Fang X, Jin X, Du Z, et al. Evaluation of the design of chilled water system based on the optimal operation performance of equipments[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 113: 435-448.
- [15] Catrini P, Piacentino A, Cardona F, et al. Exergoeconomic analysis as support in decision-making for the design and operation of multiple chiller systems in air conditioning applications[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 220: 113051.
- [16] Chen Y, Yang C, Pan X, et al. Design and operation optimization of multi-chiller plants based on energy performance simulation[J]. Energy and Buildings, 2020, 222: 110100.
- [17] Moghaddas-Zadeh N, Farzaneh-Gord M, Ebrahimi-Moghadam A, et al. ANN-based procedure to obtain the optimal design and operation of the compression chiller network – Energy, economic and environmental analysis[J]. Journal of Building Engineering, 2023, 72: 106711.

- [18]Diaz Torres Y, Reyes R, Hernandez Herrera H, et al. Procedure to obtain the optimal distribution cooling capacity of an air-condensed chiller plant for a hotel facility conceptual design[J]. Energy Reports, 2021, 7: 622-637.
- [19]Bhattacharya A, Vasisht S, Adetola V, et al. Control co-design of commercial building chiller plant using Bayesian optimization[J]. Energy and Buildings, 2021, 246: 111077.
- [20]Jia Z, Jin X, Lyu Y, et al. A robust capacity configuration selection method of multiple-chiller system concerned with the uncertainty of annual hourly load profile[J]. Energy, 2023, 282: 129000.
- [21]Niu J, Tian Z, Yue L. Robust optimal design of building cooling sources considering the uncertainty and cross-correlation of demand and source 考虑到不确定性以及需求和来源的互相关性, 建筑冷却源的稳健优化设计[J]. Applied Energy, 2020, 265: 114793.
- [22]曾瑞璇, 颜承初, 杨秀秀, 等. 基于不确定性量化和自适应调试的空调冷却水系统优化设计[J]. 制冷与空调, 2021, 21(6): 75-80+84.
- [23]Eleftheriadis G, Hamdy M. Impact of building envelope and mechanical component degradation on the whole building performance: a review paper[J]. Energy Procedia, 2017, 132: 321-326.
- [24]De Silva D T, Setunge S, Tran H. Effect of Runtime on the Deterioration of HVAC Components in Building Services[J]. Journal of Infrastructure Systems, 2022, 28(1): 04021049.
- [25]Khan J U R, Qureshi B A, Zubair S M. A comprehensive design and performance evaluation study of counter flow wet cooling towers[J]. International Journal of Refrigeration, 2004, 27(8): 914-923.
- [26]Lee J H, Kim D G, Jeong S K, et al. Analysis of Heat Source System Degradation Due to Aging and Evaluation of Its Effect on Energy Consumption[J]. Energies, 2022, 15(23): 9217.
- [27]Methodology for Modeling Building Energy Performance across the Commercial Sector[EB].
- [28]Haves P, Khalsa S. Model-based performance monitoring: Review of diagnostic methods and chiller case study[J]. Lawrence Berkeley National Laboratory, 2000.
- [29]Thermodynamic modeling and experimental validation of screw liquid chillers | Request PDF[EB].
- [30]王昊, 乔沐阳, 宋维. 某商业综合体供水设备评估案例[J]. 给水排水, 2022, 58(S1): 310-314.
- [31]Halasz B. Application of a general non-dimensional mathematical model to cooling towers[J]. International Journal of Thermal Sciences, 1999, 38(1): 75-88.
- [32]刘桂雄, 刘文浩, 洪晓斌, 等. 基于 TBVMC 湿式冷却塔热力性能快速评估方法[J]. 中国测试, 2014, 40(6): 1-5.
- [33]曾昭向, 卢清华. 中央空调节能技术分析与探讨[J]. 制冷与空调(四川), 2013, 27(1): 45-48.
- [34]Lu L, Cai W, Soh Y C, et al. Global optimization for overall HVAC systems—Part II problem solution and simulations[J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46(7-8): 1015-1028.
- [35]Lu L, Cai W, Chai Y S, et al. Global optimization for overall HVAC systems—Part I problem formulation and analysis[J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46(7-8): 999-1014.
- [36]Kusiak A, Xu G, Zhang Z. Minimization of energy consumption in HVAC systems with data-

- driven models and an interior-point method[J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 85: 146-153.
- [37] Olszewski J. Genetic optimization and experimental verification of complex parallel pumping station with centrifugal pumps[J]. *Applied Energy*, 2016, 178: 527-539.
- [38] Karami M, Wang L. Particle Swarm optimization for control operation of an all-variable speed water-cooled chiller plant[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 130: 962-978.
- [39] Niu J, Zhou R, Tian Z, et al. Energy-saving potential analysis for a 24-hour operating chiller plant using the model-based global optimization method[J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 69: 106213.
- [40] Fan C, Xiao F, Li Z, 等. Unsupervised data analytics in mining big building operational data for energy efficiency enhancement: A review[J]. *ENERGY AND BUILDINGS*, 2018, 159: 296-308.
- [41] Miller C, Nagy Z, Schlueter A. A review of unsupervised statistical learning and visual analytics techniques applied to performance analysis of non-residential buildings[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 81: 1365-1377.
- [42] Fan C, Xiao F, Yan C. A framework for knowledge discovery in massive building automation data and its application in building diagnostics[J]. *Automation in Construction*, 2015, 50: 81-90.
- [43] Xiao F, Fan C. Data mining in building automation system for improving building operational performance[J]. *Energy and Buildings*, 2014, 75: 109-118.
- [44] Zhou X, Wang B, Liang L, et al. An operational parameter optimization method based on association rules mining for chiller plant[J]. *Journal of Building Engineering*, 2019, 26: 100870.
- [45] Gunay H B, Shi Z. Cluster analysis-based anomaly detection in building automation systems[J]. *Energy and Buildings*, 2020, 228: 110445.
- [46] Yang J, Ning C, Deb C, et al. k-Shape clustering algorithm for building energy usage patterns analysis and forecasting model accuracy improvement[J]. *Energy and Buildings*, 2017, 146: 27-37.
- [47] Li M, Ju Y. The analysis of the operating performance of a chiller system based on hierarchical cluster method[J]. *Energy and Buildings*, 2017, 138: 695-703.
- [48] Fan C, Xiao F, Song M, et al. A graph mining-based methodology for discovering and visualizing high-level knowledge for building energy management[J]. *Applied Energy*, 2019, 251: 113395.
- [49] 李颀. 基于性能曲线的冷水机组配置和运行优化[J]. *制冷*, 2012, 31(2): 10-16.
- [50] Chong E K P, Lu W S, Zak S H. *An Introduction to Optimization*, 5th Edition[M]. Wiley, 2023.
- [51] Zhang C, Xue X, Zhao Y, et al. An improved association rule mining-based method for revealing operational problems of building heating, ventilation and air conditioning (HVAC) systems[J]. *Applied Energy*, 2019, 253: 113492.
- [52] Scott D W. *Multivariate Density Estimation: Theory, Practice, and Visualization*[M]. John Wiley & Sons, 1992.
- [53] A comparison of empirically based steady-state models for vapor-compression liquid chillers -

- ScienceDirect[EB].
- [54] Cui J, Wang S. A model-based online fault detection and diagnosis strategy for centrifugal chiller systems[J]. *International Journal of Thermal Sciences*, 2005, 44(10): 986-999.
- [55] GB/T 7190.1-2018, 机械通风冷却塔 第 1 部分: 中小型开式冷却塔[S].
- [56] 莫子芳. 基于冷却塔运行参数的制冷机房系统高效运行研究[D]. 广州大学, 2024.
- [57] A simplified modeling of mechanical cooling tower for control and optimization of HVAC systems - ScienceDirect[EB].
- [58] Thornton C, Hutter F, Hoos H H, et al. Auto-WEKA: Combined Selection and Hyperparameter Optimization of Classification Algorithms[M]. *arXiv*, 2013.
- [59] Bergstra J, Bardenet R, Bengio Y, et al. Algorithms for Hyper-Parameter Optimization[C]// *Advances in Neural Information Processing Systems: Vol. 24*. Curran Associates, Inc., 2011.
- [60] Hutter F, Hoos H H, Leyton-Brown K. Sequential Model-Based Optimization for General Algorithm Configuration[C]// *Coello C A C. Learning and Intelligent Optimization*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011: 507-523.
- [61] Research and Applications of Data Mining Techniques for Improving Building Operational Performance | Semantic Scholar[EB].
- [62] Zaki M J. Scalable algorithms for association mining[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2000, 12(3): 372-390.
- [63] Data partitioning and association mining for identifying VRF energy consumption patterns under various part loads and refrigerant charge conditions - ScienceDirect[EB].
- [64] Zhou X, Wang B, Liang L, et al. An operational parameter optimization method based on association rules mining for chiller plant[J]. *Journal of Building Engineering*, 2019, 26: 100870.
- [65] Zhou X, Lin W, Cui P, 等. An unsupervised data mining strategy for performance evaluation of ground source heat pump systems[J]. *SUSTAINABLE ENERGY TECHNOLOGIES AND ASSESSMENTS*, 2021, 46: 101255.
- [66] Zhang C, Zhang J, Zhao Y, et al. Automated data mining framework for building energy conservation aided by generative pre-trained transformers (GPT)[J]. *Energy and Buildings*, 2024, 305: 113877.

个人简历、在读期间发表的学术成果

个人简历：

王伟翔，男，2001 年 4 月生。

2022 年 7 月毕业于上海理工大学 建筑环境与能源应用工程专业 获学士学位。

2022 年 9 月入同济大学攻读硕士研究生。

已发表论文：

- [1] Liyan Dong, Bo Lin, Yu Jiang, **Weixiang Wang**, Yake Zhang, Jiefan Gu, Peng Xu, Automatic Generation of Pipe Routing for Variable Refrigerant Flow Air Conditioning System, Journal of Building Engineering, Volume 100, 2025, 111755.
- [2] Jiefan Gu, **Weixiang Wang**, Tong Xiao, Peng Xu et al. Automatic Design for Subway Station HVAC System Control Flow Chart Based on BIM or 2D Drawings. ASim2024, the 5th Asia Conference of the IBPSA. Osaka, Japan. 2024, 12.

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《多层级的制冷机房节能潜力评价方法研究》，是本人在导师指导下，独立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：

日期： 年 月 日

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；学校有权保留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；允许论文被查阅和借阅。学校有权将本学位论文的全部或部分内 容授权编入有关数据库出版传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于（在以下方框内打“√”）：

☐ 保密，在_____年解密后适用本授权书。

☐ 不保密。

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期： 年 月 日

日期： 年 月 日