

学号： 232040226

学校代码： 10336

密级：

杭州电子科技大学

硕 士 学 位 论 文

(专业学位)



论文题目： 集中供暖系统热负荷预测与自适应
控制研究

作者姓名： 邹澳

指导教师： 陈科明 教授

专业学位类别： 电子信息

专业名称： 新一代电子信息技术
(含量子技术等)

所在学院： 电子信息学院

完成时间： 2026 年 5 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

集中供暖系统热负荷预测与自适应控制研究

研 究 生：邹澳

指导教师：陈科明 教授

2026 年 5 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master**

Research on Thermal Load Prediction and Adaptive Control of Central Heating System

Candidate: Zou Ao

Supervisor: Prof. Chen Keming

May, 2026

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，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，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名： 邹澳

日期：2026 年 5 月 30 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署单位名称仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 邹澳

日期：2026 年 5 月 30 日

指导教师签名： 陈科明

日期：2026 年 5 月 30 日

摘要

集中供热系统作为北方地区冬季不可或缺的城市基础设施，其运行效率直接关系到居民的生活质量与国家节能减排战略的实施。传统供热系统普遍存在大惯性、大时滞以及热力失调等物理特性，难以应对复杂多变的室外气象条件，导致按需供热难以实现，室内温度波动剧烈且能源浪费严重。针对上述问题，本文构建了一套涵盖数据感知、热负荷预测与自适应控制的智慧供热协同优化框架。

针对供热管网设备异构化严重、数据孤岛及高频数据传输易拥塞的问题，构建了面向多源数据融合的云-边-端 IoT 数字底座。通过在边缘侧部署物模型标准化映射机制与在云端引入 RabbitMQ 异步消息削峰架构，实现了供热管网状态向数字空间的高保真、低延迟映射，为后续算法提供了可靠的数据支撑环境。

针对集中供暖系统特有的大时滞与气象非线性耦合特征，提出了一种物理机理与数据驱动融合（PIDD）的热负荷预测模型。该模型创新性地将互信息算法重构为建筑热惰性延迟时间的量化提取器，在输入端显式消除了热传导引起的时空相位错位；构建的 CNN-BiLSTM-MHA 深度预测网络将各网络层映射为处理气象局部物理耦合、墙体深层蓄放热记忆与极端寒潮自适应聚焦的物理模块，并设计了面向欠热高惩罚的非对称损失函数。实验表明，PIDD 模型的 RMSE 和 MAE 分别低至 1.82 MW 和 1.38 MW，决定系数 R^2 高达 0.985，预测精度和泛化能力显著优于对比基准模型。

针对多房间物理异质性与热工参数时变漂移难题，提出了数据与机理双驱动的自适应协同控制策略（DPHD）。在空间维度，通过解耦静态物理基准与动态热力亏空双因子，实现热量在各末端的动态精准分配；在时间维度，引入带遗忘因子的递归最小二乘法（FF-RLS）对一阶 RC 热工机理模型进行在线参数自演化，赋予控制器数字孪生般的自适应能力。实验表明，DPHD 策略在强扰动工况下室温最大瞬态偏差压缩至 0.25°C 以内，温度跟踪 RMSE_T 低至 0.12°C，各项性能指标均优于 PID、标准 MPC 和 FF-MPC 对比策略，在保障热舒适的同时实现了系统能耗的最小化。

关键词：集中供热，热负荷预测，CNN-BiLSTM-MHA，模型预测控制，前馈补偿，在线参数自适应

ABSTRACT

The centralized heating system, as an indispensable urban infrastructure in northern regions during winter, directly affects the quality of residents' lives and the national energy conservation and emission reduction strategy. Traditional heating systems generally exhibit significant physical challenges including large thermal inertia, long time delays, and thermal imbalance, making it difficult to achieve on-demand heating and leading to severe indoor temperature fluctuations and substantial energy waste. To address these issues, this thesis proposes an intelligent heating framework that integrates platform monitoring, load forecasting, and adaptive control in a collaborative optimization paradigm.

To address the severe heterogeneity of bottom-level equipment, data silos, and high-frequency transmission congestion in heating networks, a cloud-edge-end cyber-physical system (CPS) digital base was constructed for multi-source data fusion. By deploying a thing-model standardization parsing mechanism at the edge side and introducing a RabbitMQ-based asynchronous traffic peak-shaving architecture in the cloud, the operational state of the physical heating network is mapped into the digital space with high fidelity and low latency, providing a reliable data foundation for subsequent algorithms.

To address the unique large time delay and meteorological nonlinearity coupling characteristics of the centralized heating system, a Physics-Informed Data-Driven (PIDD) load forecasting model is proposed. This model innovatively reconfigures the mutual information algorithm as a quantitative extractor of building thermal inertia delay time, explicitly eliminating the spatio-temporal phase shift caused by heat conduction at the model input; a CNN-BiLSTM-MHA deep prediction network is constructed to extract meteorological spatial coupling features and long-range heat storage memory, with an asymmetric loss function designed to prioritize under-heating prediction accuracy. Experimental results demonstrate that the PIDD model achieves RMSE and MAE of 1.82 MW and 1.38 MW respectively, with a coefficient of determination R^2 of 0.985, significantly outperforming benchmark models in prediction accuracy and generalization capability.

To address multi-room physical heterogeneity and time-varying parameter drift, a Data-Physics Hybrid Driven (DPHD) adaptive collaborative control strategy is proposed. In the spatial dimension, a micro-dynamic on-demand allocation mechanism decouples the static physical baseline from the dynamic thermal deficit, replacing the traditional static area-based allocation mode. In the time dimension, a Forgetting Factor Recursive Least Squares (FF-RLS) algorithm is introduced to perform online self-evolution of the first-order RC thermal model parameters, enabling real-time identification

and correction of time-varying building thermal characteristics. Experimental results show that the DPHD strategy reduces the maximum transient room temperature deviation to within 0.25°C under strong external disturbances, with a temperature tracking RMSE_T as low as 0.12°C , outperforming PID, standard MPC, and FF-MPC strategies while minimizing total system energy consumption.

Keywords: Central heating, Heat load prediction, CNN-BiLSTM-MHA, Model predictive control, Feedforward compensation, Online parameter adaptation

目录

摘要.....	I
ABSTRACT	II
目录.....	IV
1 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 供暖运维系统研究现状.....	3
1.2.2 热负荷预测研究现状.....	3
1.2.3 供暖系统控制策略研究现状.....	6
1.3 研究内容与章节安排.....	7
2 供暖智能监控与能源调度运维平台设计.....	9
2.1 系统整体设计与需求分析.....	9
2.1.1 系统业务需求分析.....	9
2.1.2 系统模块划分与架构设计.....	10
2.2 采集层智能感知与通信架构设计.....	11
2.2.1 网关多协议融合通信机制设计.....	11
2.2.2 智能网关硬件架构设计.....	13
2.2.3 网关边缘解析与物模型标准化软件设计.....	14
2.3 云平台多源数据汇集与分发设计.....	15
2.4 业务层微服务架构与核心服务设计.....	16
2.4.1 业务核心技术栈选型与架构选型.....	16
2.4.2 系统基础支撑服务设计与实现.....	19
2.4.3 核心业务功能服务设计与实现.....	22
2.5 应用层多端可视化交互系统设计.....	24
2.5.1 Web 端综合管理平台设计.....	24

2.5.2 移动端微信小程序功能设计	25
2.5.3 系统原型实现与功能验证	26
2.6 本章小结	28
3 基于物理机制与深度学习的热负荷预测模型	29
3.1 供热负荷特性分析	29
3.1.1 建筑热负荷预测特性	29
3.1.2 热负荷预测模型分析	30
3.2 建筑热惰性物理先验显式化对齐	31
3.2.1 多源数据体系构建	31
3.2.2 基于 VMD-SE 的非平稳热力时序模态分解	32
3.2.3 面向大时滞效应的热力学特征互信息量化与对齐	33
3.3 基于深度学习的热负荷预测模型构建	33
3.3.1 基于 1D-CNN 的多气象因子局部物理耦合模态提取	34
3.3.2 面向墙体深层蓄放热长程记忆效应的双向时序建模	34
3.3.3 针对极端寒潮突变的自适应注意力机制	35
3.3.4 模型训练与实现	35
3.4 实验验证与结果分析	36
3.4.1 数据预处理	36
3.4.2 互信息对齐机制验证	37
3.4.3 模型评估指标	37
3.4.4 模型参数设置	38
3.4.5 模型对比和结果分析	39
3.4.6 预测模型消融实验分析	42
3.5 本章小结	43
4 面向供需平衡的自适应双驱动模型控制策略	44
4.1 供暖系统控制策略分析	44
4.1.1 控制策略局限性分析	44
4.1.2 模型预测控制策略分析	45

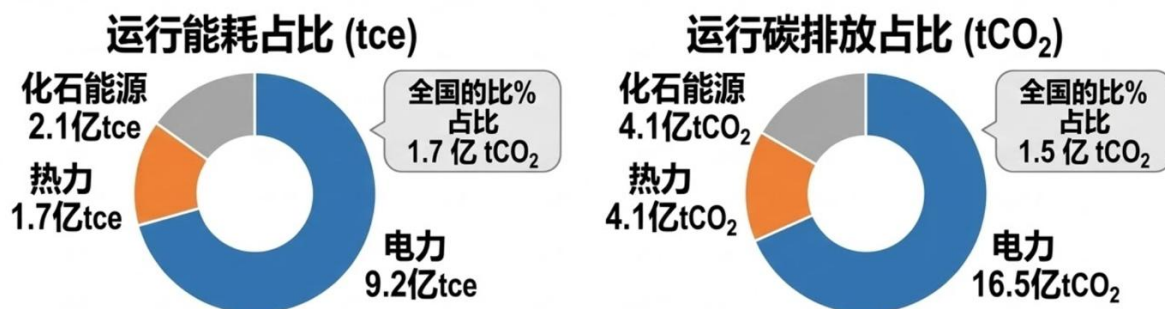
4.2 面向消除热力失衡的微观动态按需分配机制	46
4.3 应对未建模扰动的热工参数在线自演化机制	47
4.3.1 机理模型缺陷与未建模扰动分析	47
4.3.2 基于 FF-RLS 的数字孪生参数自演化	48
4.4 融合预测数据-机理双驱动自适应协同控制器构建	49
4.4.1 前馈-反馈双通道协同调控架构设计	49
4.4.2 数据与机理双驱动的自适应 MPC 目标函数构建	49
4.4.3 微调模块与 MPC 协同工作流程	50
4.5 实验验证与结果分析	51
4.5.1 数据预处理	51
4.5.2 模型评估指标	52
4.5.3 模型参数设置	52
4.5.4 结果分析	55
4.6 模型预测控制实例验证	60
4.7 本章小结	61
5 总结与展望	62
5.1 全文总结	62
5.2 未来展望	62
致谢	64
参考文献	65
附录	70

1 绪论

1.1 研究背景与意义

在全球气候变化带来的挑战愈发突出的背景下，碳排放管控已成为世界各国共同关注的核心议题。2020 年，中国正式确立“2030 年前碳达峰、2060 年前碳中和”的战略部署，这一举措标志着我国发展进程进入绿色低碳转型的关键时期^[1]。《中国城乡建设领域碳排放研究报告》中的相关数据（见图 1.1）表明，从排放来源维度分析，电力是建筑运行过程中能耗与碳排放的最主要来源：其电力消耗量达到 9.2 亿 tce，处于绝对领先水平，同时电力所产生的碳排放量也位居各类排放源首位。从建筑类型划分来看，主要涵盖公共建筑、城镇居住建筑（城市居房）及农村居住建筑（农村居房）三类，三类建筑的能耗与碳排放变化趋势具有一致性，均呈现出公共建筑>城镇居住建筑>农村居住建筑的递减特征。基于上述分析可知，有效降低供热系统的运行能耗，已成为建筑领域推进双碳目标实现的关键突破口之一^[2]。

按排放源分



按建筑类型分

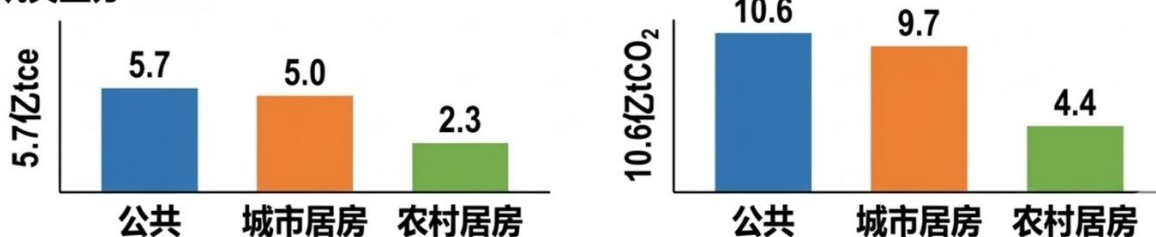


图 1.1 2024 年全国建筑与房屋建造碳排放总量及占比情况

集中供暖系统作为建筑能耗的关键构成部分，其调控效能直接影响着能源利用效率与民生保障水平，根据《2025 年城市建设统计年鉴》的最新数据显示（图 1.2），我国集中供热面积呈现出显著的增长趋势^[3]，在 2010 至 2024 年这期间，总量从 43.57 亿平方米增长到了 120.94 亿平方米，年均复合增长率达到了 7.48%，其中 2024 年城市集中供热面积达到 120.94 亿平方米，同比增长为 4.72%。

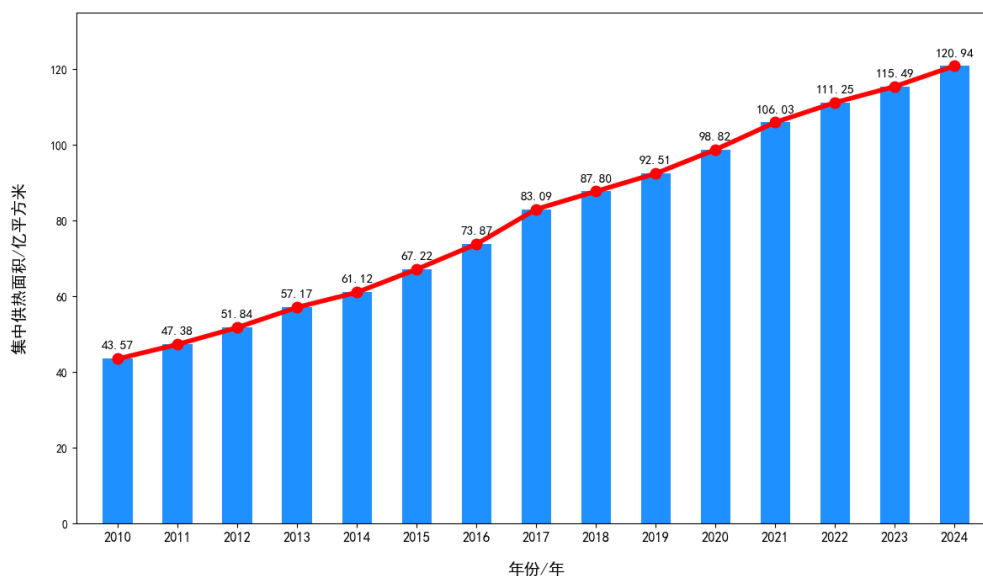


图 1.2 2010-2024 年中国城市集中供暖面积

得益于测量装置与底层硬件体系的持续优化，当前国内的区域供暖技术正步入成熟期。然而客观来看，对比海外前沿水平，本土供热行业在精细化运作上仍有不少痛点有待攻克，最直观的表现就是供热不均匀造成的供热服务质量不佳、供热总量过剩引发的能源浪费等。与此同时，随着社会经济的持续发展和居民生活水平的不断提升，城市居民对集中供暖的热舒适性要求也在逐步提高。在供暖管网的运行状况，如果能将未来的需求走势测算准确，那么源头侧该生产多少热能、管网内又该如何进行调度分流，就都有了科学的数据支撑。这种做法不仅把原本多余的燃料消耗给砍掉了，客观上也让末端居民的采暖体验变得更好。

热负荷预测，本质上是一项在特定误差允许范围内，综合考量集中供热管网的运行属性、负荷固有演变规律及外部多维扰动因素，进而对将来某一节点的热量需求进行超前量化评估的技术手段。按照时间跨度的差异，业界通常将该评估体系拆解为四个维度：具体而言，时间窗口小于 1 小时的超短期测算侧重于热网工况的动态捕捉，旨在为突发故障的应急干预提供预警，保障管网运转的安全性；若将视距拉长至未来一昼夜，则进入短期推演范畴，其目的在于辅助编制科学的供需调度预案，促使源头产热与末端需热实现动态吻合，进而提升系统的整体能效；面向未来 3 到 7 天的中期预判，主要扮演着指导供热企业制定周度排产与设备检修日程的角色；而跨度在一年以上的长期前瞻，则立足于宏观视角，为热源扩容、管网拓扑优化等顶层设计提供科学论证。显而易见，实现高精度的负荷估算，已成为驱动集中供暖网络迈向智能调控与深度改造的核心基石。因此，精准的热负荷预测对集中供暖系统的运行调控与优化升级具有至关重要的指导价值^[4]。

由于当下的供热网络多沿用基础规则匹配与传统反馈模型进行调节，一旦外部热负荷发生剧烈扰动或终端呈现个性化用能倾向，现有系统的调控能力往往捉襟见肘，难以实现精准的动态响应，导致能源利用效率低下和室温控制精度不足的双重矛盾出现，所以突破传统调控方法的技术瓶颈，建立高效智能的供暖控制体系，对推进建筑节能和提升供热服务质量具有重要研究价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 供暖运维系统研究现状

随着集中供暖规模的不断扩大，供暖系统结构日趋复杂，其运行与维护问题逐渐成为影响系统安全性、能效水平和运行成本的重要因素。传统供暖运维方式以人工经验和事后维护为主，难以适应多工况、强耦合的现代供暖系统需求。为此，国内外学者围绕供暖运维系统的智能化、预测化与优化控制展开了大量研究。

在供暖运维系统整体研究方面，预测性维护逐渐成为重要研究方向。Rafati 等对区域供热网络中的预测性维护方法进行了系统综述，指出通过对运行数据的分析可提前识别潜在故障，从而优化维护决策并降低系统运行风险，但仍面临数据质量和模型泛化能力不足等问题^[5]。Hosseini 等进一步从可持续发展的角度提出了智能化运维框架，强调将传感器技术、数据分析方法与决策支持系统相结合，以实现供暖系统的智能运行与维护^[6]。在国内研究中，自动化与信息技术在集中供暖系统中的应用也逐渐受到关注，为供暖运维系统的工程实现提供了技术基础^[7]。

热负荷预测是供暖运维系统的重要基础，其预测精度直接影响系统调度与控制效果。已有研究表明，供热负荷具有明显的时序性和气象相关性。在此基础上，部分研究开始将热负荷预测结果与供暖系统运行控制相结合。龚玲以集中供暖系统二次侧为研究对象，开展了供回水温度预测及其控制方法研究，体现了负荷预测与控制策略协同设计的研究趋势^[8]。

在供暖系统控制与运行优化方面，研究重点逐渐从单一设备控制转向系统层面的协同优化。Tol 和 Madessa 综述了降低供热系统回水温度的多种控制策略，指出通过合理的控制方法可有效提升系统运行效率并减少能源损失^[9]。在更高层级的系统运行优化研究中，有学者将供暖系统与热电联产系统进行协同建模，通过优化调度实现系统整体效益最大化^[10]。同时，国内研究也从热力分布优化设计和供暖模式选择等角度，对集中供暖系统的运行与管理提出了改进思路^{[11][12]}。

现有研究表明供暖运维系统正逐步向以热负荷预测为基础、以系统控制策略为核心的智能化方向发展。然而，如何进一步实现预测模型与控制策略的深度耦合，提升供暖系统在复杂工况下的自适应调节能力，仍是有待深入研究的问题。

1.2.2 热负荷预测研究现状

随着集中供热系统向精细化、智能化方向发展，精准的热负荷预测已成为实现按需供热和节能降耗的关键技术。国内外学者利用各类数据驱动算法，在挖掘热负荷变化规律及提升预测精度方面开展了大量研究，主要经历了从传统机器学习向深度学习及组合模型演进的过程。

(1) 基于传统机器学习的预测方法

早期的热负荷预测多采用支持向量机（SVM）、人工神经网络（ANN）等浅层机器学习模

型。这类方法通过拟合历史运行数据与气象参数之间的非线性映射关系进行预测。Calikus 等利用数据驱动方法分析了区域供热的负荷模式，证实了历史数据挖掘对负荷识别的有效性^[13]。然而，传统模型的预测性能高度依赖于参数的选择，因此，近年来学者们多侧重于引入优化算法来提升模型表现。韩英杰等提出了基于粒子群优化算法（PSO）改进的 SVM 模型，在多参数条件下有效解决了 SVM 参数寻优困难的问题，提升了预测精度^[14]。谢文举等则进一步结合遗传算法与粒子群优化（GA-PSO），提出了一种混合优化策略，增强了算法跳出局部最优解的能力^[15]。赵笑言等探索了机器自学习机制，旨在通过不断积累的数据优化模型性能^[16]。尽管传统机器学习在小样本下表现尚可，但在处理具有高维、长时序特征的热负荷数据时，往往难以捕捉深层的动态时变规律。

（2）基于深度学习的预测方法

鉴于热负荷数据具有显著的时间序列特性，以循环神经网络（RNN）及其变体（LSTM、GRU）为代表的深度学习算法逐渐成为研究主流。Jason 等对建筑能耗预测中的深度学习技术进行了全面综述，指出深度学习在处理非线性及复杂依赖关系方面具有显著优势^[17]。针对长短期记忆网络（LSTM）在解决长序列依赖问题上的优势，张腾达等构建了基于 LSTM 的短期热负荷预测模型，验证了其在抑制梯度消失方面的有效性^[18]。安雪箴在此基础上对 LSTM 进行了改进，进一步提高了换热站层级的预测稳定性^[19]。为了平衡预测精度与计算效率，孙敬一引入了门控循环单元（GRU），证实了 GRU 在保持与 LSTM 相当精度的同时能减少训练参数和时间^[20]。此外，针对热负荷数据中的局部特征提取问题，张玲等采用了卷积神经网络（CNN），利用卷积层提取多维输入数据的深层特征，提升了模型的特征表达能力^[21]。孙莉和孙玉芝等也分别从不同角度验证了深度学习模型在集中供暖系统负荷预测中的普适性和优越性^{[22][23]}。Xue 等则提出了一种基于特征融合的 LSTM 模型，通过在输入端融合多源特征，增强了模型对复杂工况的适应性^[24]。D.R 等也通过数值预测方法验证了高精度预测对系统运行控制的指导意义^[25]。

近些年基于 Transformer 架构的时序预测模型因其卓越的长时依赖捕捉能力，逐渐成为供热及电力负荷预测领域的新范式。传统的 RNN/LSTM 模型在处理长周期序列时往往面临梯度消失和并行计算能力差的瓶颈，而 Transformer 通过自注意力机制（Self-Attention）有效克服了这一缺陷。为了进一步解决标准 Transformer 计算复杂度高的问题，近三年的研究涌现出多项极具代表性的改进工作。例如，Informer 模型^[26]引入了概率稀疏自注意力机制（ProbSparse Self-Attention），显著降低了长序列负荷预测的内存和计算开销；Autoformer 模型^[27]则创新性地提出了基于时间序列周期性的序列分解架构与自相关机制（Auto-Correlation），能够极其敏锐地提取供热负荷的日/周周期性特征；此外，PatchTST 模型^[28]通过引入分块（Patching）和通道独立（Channel-independent）策略，将多变量时序数据划分为局部时间块，在保留局部语义信息的同时大幅提升了预测精度和计算效率，已成为当前多步长长时负荷预测（LTSF）领域的基准模型之一。

（3）基于组合模型与先进机制的预测方法

单一模型往往难以同时兼顾时序特征提取、噪声处理及多尺度泛化能力。因此，近年来的研究热点转向了多模型融合及引入先进信号处理机制的组合模型。为了解决单一模型泛化能力弱的问题，顾崑系统研究了集成学习策略，证实了通过 Bagging 或 Boosting 策略组合多个基学习器可以显著降低预测误差^[29]。Jiang 等在 2025 年的最新研究中提出了一种基于异构模型融合（Heterogeneous model fusion）的小时级热负荷预测模型，通过结合不同结构的子模型优势，大幅提升了预测系统的鲁棒性^[30]。针对热负荷数据中存在的非平稳性和噪声干扰，段沁宇等提出了一种基于变分模态分解（SVMD）与改进 BWO-TimesNet 的组合模型。该研究利用 TimesNet 捕捉时序数据的多周期变化规律，并结合模态分解技术有效剔除了数据噪声，代表了当前预测模型向高维时频分析发展的趋势^[31]。Pengmin 等则从城市与建筑两个维度探讨了热负荷模式，实现了多尺度的短期预测，拓宽了预测模型的应用边界^[32]。

随着交叉学科的不断演进，物理信息神经网络（Physics-Informed Neural Networks, PINN）逐渐成为热负荷预测与建筑热工建模领域的前沿热点。该类方法的核心思想是将系统底层的热力学物理定律（如能量守恒方程、RC 热工等效模型等）作为惩罚项或软约束嵌入到神经网络的损失函数中。Di Natale 等^[33]人较早提出了面向建筑热工建模的物理一致性神经网络（PCNN），通过结构约束引导模型遵循热力学定律，有效降低了纯黑盒模型对大规模数据的依赖；Chifu 等^[34]则针对热泵负荷预测构建了特定的 PINN 框架，将进出水温度与流量的热力学方程直接植入模型训练过程，提高了预测结果的物理一致性。然而，尽管 PINN 理论在理想物理场景下表现优异，但面对具有宏观大尺度、强烈非线性与大时滞特性的集中供热管网时，仍暴露出显著的工程落地瓶颈。Chen 等^[35]在针对建筑热工 PINN 模型的物理正则化敏感性分析中明确指出，过度简化的物理结构（如常见的 2R2C 阻容模型）与真实的复杂供暖环境间存在严重的结构性失配，极易在多步预测中引入巨大的累积误差。此外，将物理偏微分方程直接作为软约束项粗暴地与数据均方误差相加，极易在反向传播时引发严重的数据损失与物理损失的梯度冲突（Gradient Pathology），导致模型在应对建筑极大热惰性造成的时空相位错位时难以收敛。

表 1.1 热负荷预测主流方法对比表

预测方法类别	优势	局限性
传统机器学习（如 SVM）	模型结构简单、训练速度快	难以捕捉高维/长时序特征，泛化能力弱，对参数整定要求高
单一深度学习（如 CNN）	较传统方法拟合能力更强，可挖掘数据深层非线性特征	单一特征主导、难以应对复杂的特征参数
深度学习组合模型（如 CNN-LSTM）	兼顾局部耦合与长时序依赖，可自适应捕捉关键影响特征	模型结构较复杂，训练成本较高，部分模型缺乏物理机理指导
物理机制融合模型（如 PINN）	预测精度高、泛化能力强，物理可解释性好，适配非稳态工况	模型构建难度大，需结合领域物理先验，对数据质量要求较高

国内外学者利用各类数据驱动算法，在挖掘热负荷变化规律及提升预测精度方面开展了

大量研究，主要经历了从传统机器学习向深度学习及组合模型演进的过程，各类方法的优势与局限性如表 1.1 所示。虽然现有的深度学习及组合模型已取得了较高精度，但在如何进一步融合物理机理、提高模型在极端天气下的可解释性及鲁棒性方面，仍有待进一步深入研究。

1.2.3 供暖系统控制策略研究现状

随着集中供暖系统规模的不断扩大以及节能减排要求的日益提高，供暖系统控制策略逐步从以经验为主的传统控制方法，向融合预测、优化和智能算法的高级控制方向发展。现有研究从控制方法角度大体可归纳为传统控制策略、基于模型预测的控制策略以及基于数据驱动的智能控制策略三类。

在传统控制策略方面，国内外供暖系统长期采用以规则控制和 PID 控制为核心的调节方式，该类方法结构简单、实现成本低，在工程实践中得到广泛应用。国内学者围绕传统控制方法进行了大量改进研究，例如王朝基于模糊 PID 方法设计了集中供热燃气锅炉控制系统，以提升系统非线性工况下的调节性能^[36]；马可心等将模糊理论与 PID 控制相结合，用于改善集中供热系统的动态响应和稳定性^[37]；赵睿提出了基于室外温度修正的大型热网平衡群控策略，在一定程度上缓解了热网运行不均衡问题^[38]。尽管上述方法在工程中具有较强实用性，但其控制参数多依赖人工整定，难以适应负荷快速变化和复杂运行工况，系统整体能效提升空间有限。

为克服传统控制的局限性，模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）逐渐成为供暖系统控制研究的重要方向。该方法通过建立系统模型并结合负荷预测，在滚动时域内实现多目标优化控制。国外研究中，Guelpa 和 Verda 系统综述了区域供热系统中热能储存与控制策略的协同优化问题，指出预测与优化控制在提高系统灵活性和能源利用效率方面具有显著优势^[39]。国内方面，马旭基于热负荷预测开展了供热系统一次侧优化控制研究，通过预测信息指导调节策略，提高了系统运行经济性^[40]；刘宇豪则围绕短期热负荷预测与热网调度系统开发，构建了预测—控制一体化的工程应用框架^[41]。总体而言，MPC 在供暖系统中的应用能够有效处理系统约束与多变量耦合问题，但其依赖精确模型，建模和参数辨识难度较大，工程推广仍存在一定挑战。

近年来，随着人工智能和计算能力的发展，基于数据驱动的控制策略逐渐成为供暖系统研究的前沿方向。该类方法通过对历史运行数据和实时监测数据的学习，减少对精确物理模型的依赖。Russell 和 Norvig 在人工智能理论中系统阐述了机器学习与智能决策方法，为数据驱动控制提供了理论基础^[42]。在供暖系统领域，邵勇将神经网络与分数阶 PID 控制相结合，实现了供热调节过程的自适应优化^[43]；Gong 等提出基于 SSA-DNN 的混合预测模型，用于提升区域供热系统的能效预测精度^[44]；张志浩利用机器学习方法对民用换热站供水温度进行预测并实现优化控制，验证了数据驱动方法在实际系统中的可行性^[45]。在国外研究中，Ahn 和 Park 将深度强化学习引入 HVAC 系统控制，实现了无模型条件下的最优控制策略搜索^[46]；Su 等基于多智能体一致性理论提出了集中供热系统的分布式控制策略，提高了系统的协调控制

能力和鲁棒性^[47]。

表 1.2 供热系统主流控制策略性能对比表

控制策略	优点	缺点
传统反馈控制 (PID)	结构简单，实现成本低	本质为滞后调节，易引发超调与振荡； 难以处理多变量强耦合干扰
深度学习智能控制 (DRL)	非线性拟合能力强，自适应性 好	黑盒不可解释，信任度低；无法显式处 理安全硬约束，
模型预测控制 (MPC)	有效克服大滞后，安全性高可 实现多目标全局最优	计算复杂度相对较高；对预测模型精度 有依赖

表 1.2 为各种控制策略的性能对比，现有研究已从传统的 PID 反馈向预测优化和智能控制迈进。然而，传统控制难以克服时滞，开环预测控制缺乏对干扰的实时修正，而纯数据驱动的智能控制则面临工程安全性和可解释性的挑战。因此，探索一种融合物理机理与数据驱动优势的控制策略，是当前供暖系统控制领域亟待解决的关键科学问题。

1.3 研究内容与章节安排

针对当前集中供暖系统在运行过程中普遍存在的热负荷波动显著、控制策略响应滞后以及预测结果难以有效服务于控制决策等问题，本文以供暖运维系统为研究对象，围绕短期热负荷预测方法与预测信息驱动的供暖系统控制策略展开研究，构建融合多源数据感知、预测建模与优化控制的供暖系统运行方法。本文的主要研究内容及章节安排如下：

第 1 章：绪论。阐述了全球变暖的环境下，能源利用和排放所面临的挑战性，介绍了节约能源和提高供热质量的必要性，系统梳理国内外在热负荷预测和供暖系统控制策略方面的研究现状，并在此基础上明确本文的研究内容、技术路线及章节安排。

第 2 章：供暖管理运维系统。首先对系统总体设计进行分析，包括应用需求和总体框架，并且对各个组成部分进行设计实现，包含网关，数据存储，后端微服务架构和应用层等，最后展示系统的实现效果。

第 3 章：基于物理机制与深度学习的热负荷预测。首先深刻剖析集中供暖系统面临的建筑热惰性大时滞与气象多维强非线性耦合两大物理痛点，指出传统纯数据驱动黑盒模型在应对气温突变时的预测迟滞缺陷。为此，本章提出一种物理机理指导下的预测新范式。在数据融合层面，创新性地将互信息（MI）算法重构为建筑热惰性延迟时间的量化提取器，在输入端显式对齐了多源数据的时空相位，极大消除物理时滞干扰；在网络架构层面，构建了 CNN-BiLSTM-MHA 深度混合模型，并将其各网络层白盒化映射为处理风寒局部物理耦合、墙体深层蓄放热长程记忆及极端寒潮突变自适应聚焦的特定物理模块。最后，通过设置极端降温工况进行对比实验，验证了该模型在克服系统大时滞与提升预测前瞻性方面的卓越性能。

第 4 章：面向供需平衡的自适应前馈-预测模型策略。首先从物理机理出发，剖析供热管网存在的空间热力失调与热工参数动态漂移病症，以及传统 PID 反馈与标准固定参 MPC 模

型在复杂工况下的控制局限性。为打通从宏观预测到微观执行的数字壁垒，本章提出了一种融合静态物理基准与动态热力亏空的多因子按需分配机制，有效实现了热量在不同朝向房间的削峰填谷。在核心控制层面，构建了数据与机理双驱动（DPHD）的自适应前馈-预测协同控制器：以第3章的预测负荷作为前馈通道大刀阔斧地克服系统大惯性；同时针对用户开窗、风速加剧等未建模物理扰动，引入带遗忘因子的递归最小二乘法（FF-RLS），通过实测数据对一阶 RC 控制机理方程进行在线数字孪生演化与参数重构。最后，通过引入阶跃扰动的多场景仿真与真实物理实例验证，充分论证了该策略在实现稳态无静差跟踪与提升系统抗扰动鲁棒性方面的显著优势。

第5章：总结与展望。对全文研究工作进行总结，归纳本文的主要研究结论，并对供暖系统热负荷预测与控制策略的未来研究方向进行展望，为后续深入研究指明了方向。

本文围绕供暖系统热负荷预测和系统控制策略展开研究，全文结构如图 1.3 所示，采用“总-分-总”结构：第1章绪论提出研究背景和整体框架；第2章构建供暖管理系统架构，为后续章节提供技术支撑；第3章和第4章是核心创新，分别解决热负荷预测和系统控制策略这两个关键问题，且第3章的热负荷预测结果可以为第4章预测控制模型提供输入特征，两章形成递进关系；第5章总结前文，分析不足并展望。

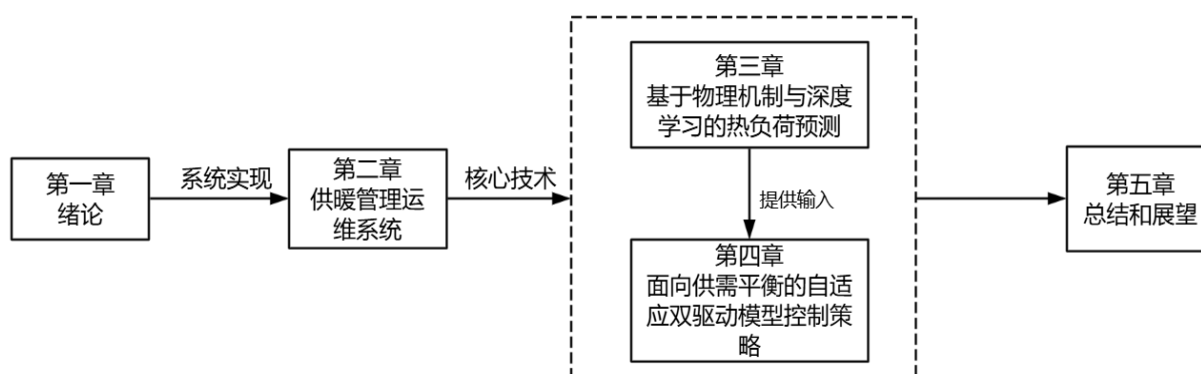


图 1.3 全文结构图

2 供暖智能监控与能源调度运维平台设计

作为承载各类热负荷预估逻辑与控制优化的核心支撑环境，本章旨在搭建一个集监测与协同管理于一体的智能运维云平台。在具体实现机制上，现场设备侧的环境与运行参数经由主控板及网关设备，被实时推流至云端网络。服务器端在完成多源数据的融合处理与数据库归档后，为前端业务的渲染提供支撑。凭借这一可视化的交互窗口，用户不仅能获取直观的运行报表，更可远程下达干预指令，由此构筑了一个完整的设备级远程监视与调控体系。此平台首先针对集中供暖系统的运行特点进行深度的需求分析，随后基于物联网技术架构，确立系统的总体技术框架，以确保系统具备多源数据感知、海量数据存储、智能算法计算及远程调控闭环的能力。

2.1 系统整体设计与需求分析

2.1.1 系统业务需求分析

本文设计的基于云网协同架构构建的这套供热管护平台，在功能设计上需要满足以下几点指标：

（1）状态实时监测。必须实现现场工况的动态捕捉，这就要求借助散布在各个热力终端的精密探测元件，来不间断地抓取整个采暖过程中的运转数据，并且通过 API 接口的形式实时获取当地的气象数据。探头抓取的工况指标连同外部天气实况，将依托高带宽通信链路，被瞬间汇聚至中枢算力节点。这种毫秒级的回传机制，赋予了平台极度敏锐的嗅觉，使其对机组的微小异动或室外气象的突变都能做到即刻响应。

（2）数据存储与处理。底层依托端云协同的分布式集群来夯实可靠性。针对过去长期积累的海量运转记录，系统将其悉数推送到具备弹性伸缩优势的云端进行封存，留作日后深度挖掘与负荷规律推演的语料；而对于那些亟待消化的高频瞬态数据，则直接利用就近配置的闪存缓存模块进行短时托管，从源头上扼杀了运算延迟。

（3）热负荷预测与模型控制。依托前沿的机器学习模型与海量数据解析框架，本研究对底层传感网络汇聚的多维工况特征展开了深层次的价值提取。在具体实践中，通过深度融合目标机组的外部气象扰动等多源异构指标，构建了具有高鲁棒性的热量需求估算网络。该预测机制能够超前且高保真地量化管网终端的瞬时供热缺口，进而为全局的精细化寻优与动态自适应调控提供核心决策依据。在此基础上，计算每一户的热负荷需求，并基于此建立一套自适应控制策略，当存在外界扰动的时候提前进行控制动作，实现室内的温度平衡和稳定。

（4）可视化交互页面。终端界面的布局力求清爽且操作平滑。系统将原本晦涩的管网工况、负荷走势以及室温波动等关键指标，统统转化为多维度的视图。借助那些能够随时间轴

实时滚动的波形图与动态控件，值班员工只需简单扫视，便能精准把握当前整个供暖大盘的运行态势。此外，平台还内嵌了自动出表模块，这使得后期的工况复盘变得极其便利，客观上也为管理层的调度优化准备了决策素材。

2.1.2 系统模块划分与架构设计

为了满足智慧供暖系统在数据感知广度、传输实时性、算法计算深度以及交互便捷性等多方面的需求，本研究采用分层解耦的设计思想，构建了包含设备层、采集层、云平台、业务层和应用层的五层物联网技术架构。各层级之间通过标准化的接口与协议进行交互，系统实现了从数据感知、传输、分析到控制执行的完整闭环，为后续章节中热负荷预测与优化控制策略的落地应用提供了坚实的软硬件基础。其系统总体设计框架图如图 2.1 所示：

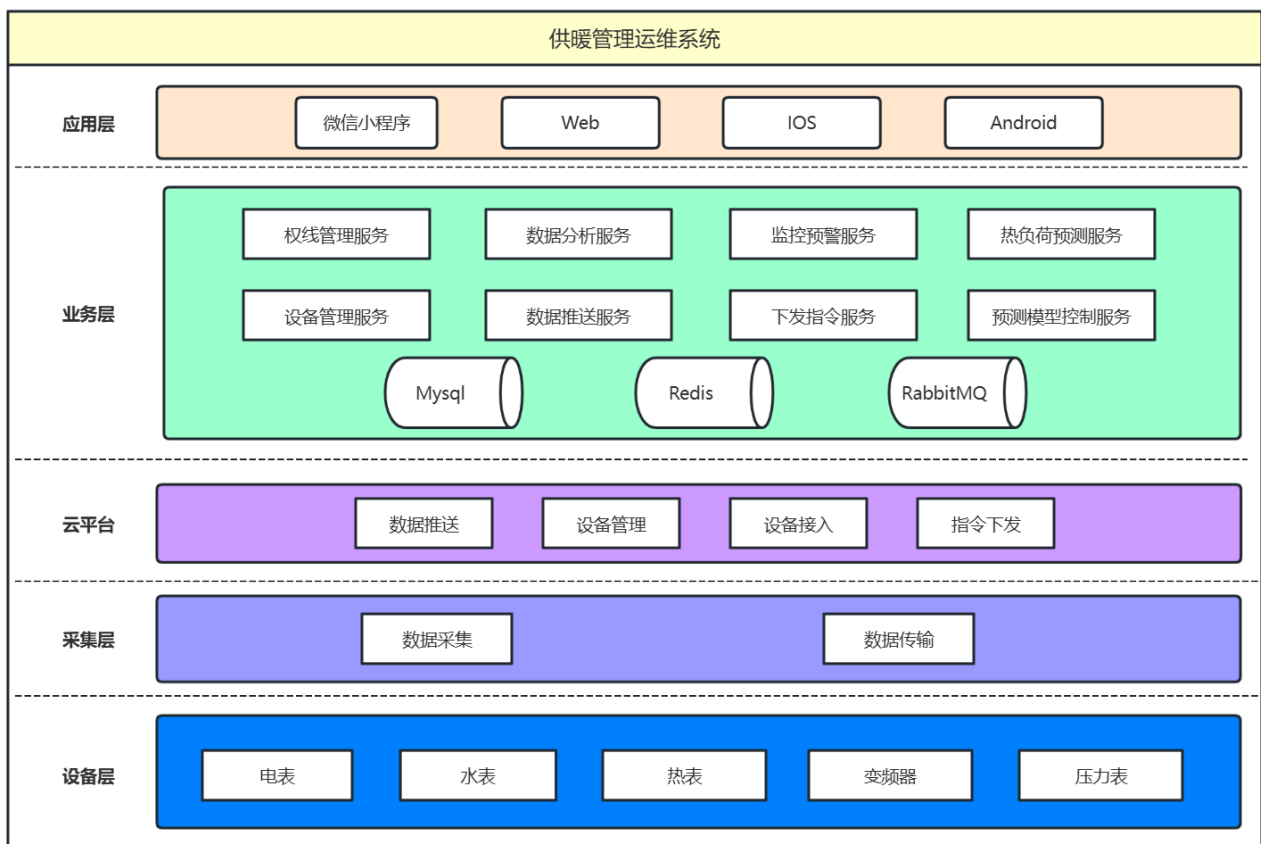


图 2.1 系统总体架构图

设备层作为集中供暖系统的物理载体，处于整个系统架构的最底层，核心职责是完成现场物理量的感知采集与执行动作的响应反馈。其中，感知类设备主要部署于换热站二次侧及典型用户末端，具体包括温度传感器、压力变送器、超声波热量表以及流量计等，各类感知设备协同工作，实现对供暖系统实时运行状态数据的精准采集与动态获取。执行设备包括电动调节阀、变频循环泵及补水泵等执行机构，它们接收来自上层的控制指令，通过改变阀门开度或电机频率来调节管网的水力工况。

采集层作为连接物理设备与数字世界的核心纽带，主要由自主设计的智能物联网网关组成。该网关通过 RS485 现场总线接口，采用轮询方式采集各类传感器的数据，并兼容 Modbus

通信协议，实现设备端采集数据的实时传输。在数据上传环节，网关向上与设备云平台建立对接，所用设备云平台为移动公司研发的 OneNET 云平台及天翼物联网 AIoT 平台，两者之间采用 MQTT 通信协议完成数据交互，最终将设备端的实时运行信息存储于设备云平台。此外，在下行通信链路中，边缘通信节点内嵌了核心的报文解码模块。当上层业务平台生成并下发调度策略时，该节点能够实时拦截并拆解云端协议，随后将编译后的底层动作指令精准透传至末端物理机构，从而构筑了一条自上而下的跨域干预通道。

云平台层作为系统的基础设施支撑层，主要负责数据的汇聚、存储与消息分发，为上层业务提供稳定可靠的运行环境。采用 MQTT 作为消息代理，处理海量设备的高并发连接与消息路由。数据存储则采用冷热分离的存储策略。使用时序数据库存储高频的温度、压力等历史运行数据；使用关系型数据库存储设备台账、用户权限及系统配置信息。

业务层是智慧供暖系统的大脑，也是本文核心算法的部署载体。业务层平台功能包括模型训练、参数下发、数据存储等功能。该层负责数据的存储、处理、模型训练和更新，支持高级分析和决策。

应用层面向运维管理人员与决策者，通过可视化的交互界面展示系统的运行全貌与核心价值。Web 综合管理平台可提供大屏数据展示、能耗统计报表及算法效果分析功能，适用于调度中心的集中管控。移动端小程序可提供实时数据查询、故障报警推送及远程参数设定功能，支持运维人员的移动巡检与应急处置。

综上所述，上述五个层级共同构成了一个高内聚、低耦合的智慧供暖物联网闭环生态。该架构通过设备层与采集层实现了对供暖现场全要素的精确感知与实时传输；依托云平台层强大的数据吞吐与设备管理能力，保障了海量异构数据的可靠汇聚；在此基础上，业务层作为核心中枢，成功集成了本文提出的热负荷预测与 MPC 预测控制算法，将数据转化为能够指导生产的智慧决策；最终通过应用层的多端协同，实现了运维管理的透明化与便捷化。这种分层架构设计保证了系统在工程实现上的稳定性与可扩展性。

2.2 采集层智能感知与通信架构设计

智能物联网网关是智慧供暖系统的数据核心枢纽，其核心功能在于解决感知层各类设备接口标准不统一、通信协议多样化所导致的碎片化难题，同时实现数据的边缘计算处理与可靠上传。该网关向下通过标准化通信协议，与供暖系统内部的各类传感器等终端设备进行实时数据交互；向上则借助安全信道与云端平台构建稳定的数据传输通道，完成协议格式转换、数据预处理以及边缘智能分析等关键操作，最终为智慧供暖系统搭建起一条安全、高效、可靠的数据传输链路，保障系统数据流转的顺畅性与安全性。

2.2.1 网关多协议融合通信机制设计

本系统网关和设备的选用如下：

(1) 网关与下挂设备设计

为实现本系统对数据采集和数据传输的功能，采用 Modbus-RS485 这种传统的工业物联

网组网方式。Modbus^[48]协议使用客户端或服务端体系，是一种半双工通信协议。其在当今世界是一种比较规范的协议，已经成为一种行业协议标准，在很多行业中被广泛使用，降低了开发和维护的成本。RS485^[49]是一种常见的工业总线接口，其采用屏蔽双绞线传输，具有传输距离远、传输速率高、抗干扰性强、可实现多机通信等特点。Modbus 作为一种传输数据的媒介，可以通过 RS485 和以太网等媒介，从而更大程度上满足工业设计需求，其与设备之间的通信流程如图 2.2 所示。

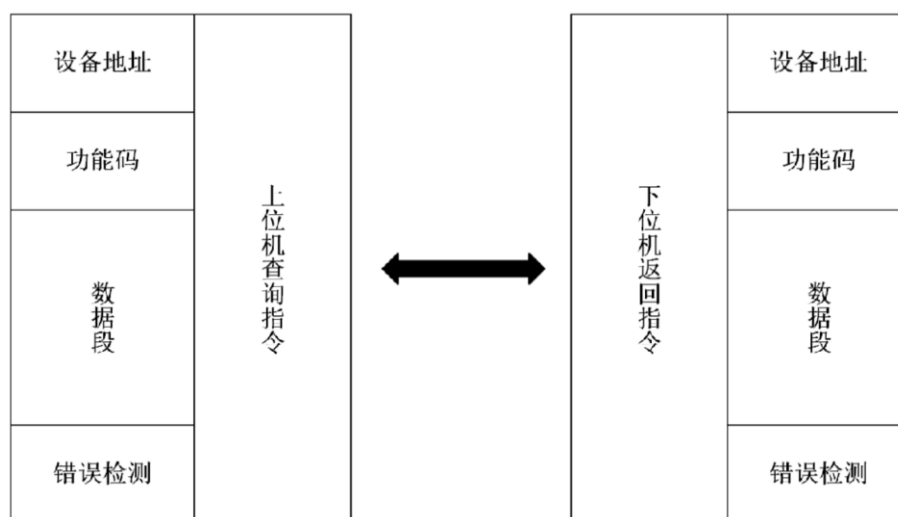


图 2.2 基于 Modbus 通信协议的信息交流图

Modbus 通信协议采用主从架构模式构建，为工业自动化领域的发展提供了重要的推动作用。在该通信协议所采用的主从结构体系中，主设备可按照预设目标，对从设备实施精准的数据读取操作，同时具备单一主设备对多个从设备进行集中管控的功能。在本系统设计过程中，智能网关被划分为主机设备范畴，而电表、水表、热表、压力表、变频器等各类终端设备，则均归类为从机设备，与主设备形成协同工作的主从交互模式。通用 Modbus 协议格式下的帧结构如表 2.1 所示。

表 2.1 Modbus 数据帧结构主要构成及功能

序号	帧结构	功能
1	数据帧	用于存放请求或响应的数据
2	地址码	用于标识从设备地址
3	功能码	表示请求类型
4	数据区	存放请求或响应的数据
5	校验码	用于校验数据完整性

Modbus 通讯协议主要可以分为 RTU 模式和 ASCII 模式^[50]。在实际通讯过程中，同一总线两端设备的传输方式及串口参数必须保持一致，才能确保数据传输的准确性。剖析底层规约的通信效能不难发现，较之于常规的 ASCII 字符编码，RTU 架构在承载等量有效载荷时具备更优的比特压缩率。这也意味着，在物理链路波特率恒定的应用场景下，依托 RTU 体制能够显著拔高信道的整体数据吞吐量。鉴于此类高带宽利用特性，本课题的底层交互网络正式确立以 Modbus RTU 为核心报文规约。在具体的数据封装环节，所有交互变量均被映射为

BCD 编码形式，并严格遵照该协议规范，引入 CRC16 循环冗余算法以保障链路传输的无损性；此外，针对通信帧的起止边界定标，系统则配置了加盖时间戳的特定报文机制来完成时序同步。Modbus RTU 格式下的报文回复帧如图 2.3 所示。



图 2.3 Modbus RTU 报文回复帧

基于其精简的报文结构、卓越的工程部署灵活性以及对异构物理链路的广泛兼容，Modbus 规约在串联底层传感终端与上位机调度平台时，展现出了极高的架构契合度。得益于该通信标准在制造现场的高渗透率与成熟的软硬件生态，它不仅有效消除了跨品牌硬件互联的协议壁垒，更演变为构筑高可靠性智造网络的底层基石，从而确保了海量工控节点间的数据交互具备极强的抗干扰与长效平稳运转能力。

（2）网关与云平台设计

本系统通信链路选用轻量级的 MQTT（Message Queuing Telemetry Transport）协议作为核心交互规范。作为一种基于发布/订阅模式的通信协议^[51]，相较于 HTTP 等超文本传输协议，MQTT 协议具备架构开放、实现成本低、服务质量等级支持灵活等显著优势。该协议基于 TCP/IP 协议簇构建，因其低带宽占用与高可靠性的特性，已在物联网终端设备、嵌入式移动应用等场景中得到了产业化的广泛落地。其数据结构包格式如图 2.4 所示。

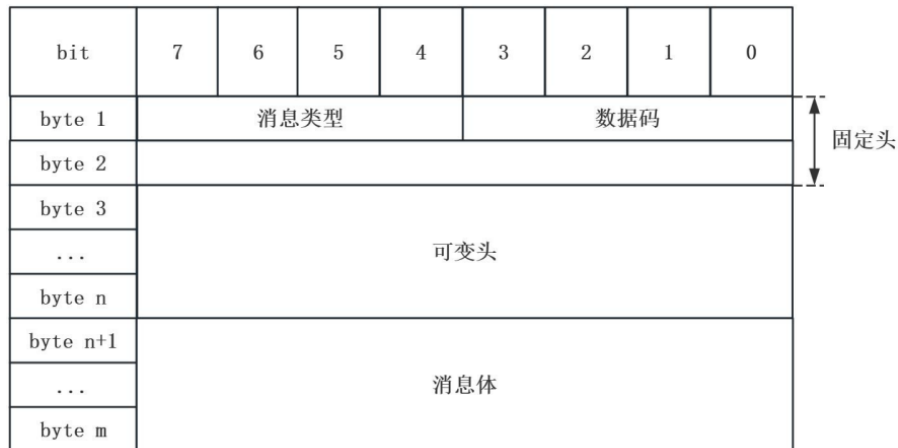


图 2.4 MQTT 数据包格式

2.2.2 智能网关硬件架构设计

智能网关是硬件设备采集数据的核心装备，其主要是由 Air724UG 无线通信模块构成，具体原理图如图 2.5 所示。

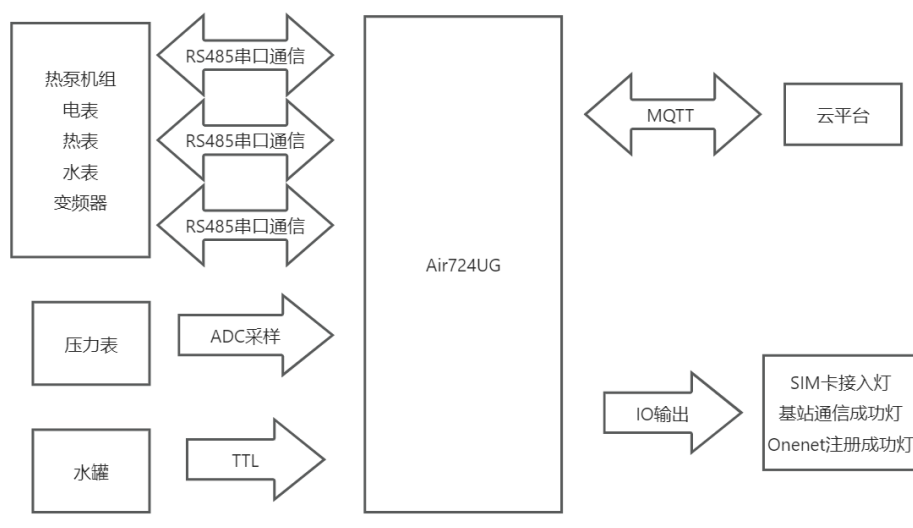


图 2.5 智能网关硬件设计框图

采集装置选用 Air724UG 作为无线通信模块^[52]。得益于该芯片对多网制式的宽频段兼容特性，系统整体架构的组网解耦能力与部署冗余度得到了显著拔高。在内部固件层面，该核心板不仅预置了高维度的网络协议栈，更囊括了主流的标准化电气外设总线，辅以高度开放的底层驱动生态，使其在机器间物联（M2M）交互网络中的拓展潜能被充分释放。尤为关键的是，为构筑数据上云的安全防线，该链路特别启用了 SSL 加密隧道机制；作为介于基础 TCP/IP 握手环节与上层业务之间的安全夹层，该校验规约彻底阻断了敏感工控指令在传输途中被窃听或篡改的风险。

2.2.3 网关边缘解析与物模型标准化软件设计

传统的供暖运维系统往往采用底层设备直接与云平台耦合的数据透传模式，这种烟囱式架构在面对供暖现场品牌繁杂、通信协议各异（如电表、水表、热量表、变频器等）的碎片化设备时，极易导致云端业务逻辑臃肿，且系统可扩展性极差。为此，本系统基于 Air724UG 边缘通信模组，提出并部署了面向异构设备的物模型标准化建构与边缘解析机制。

表 2.2 供暖设备物模型标准化映射表

设备	属性	事件
阀门	当前开度	读取阀门状态
	目标开度	开度调节指令
温度器	当前室温	读取温度状态
	设定室温	设定室内温度
	供水温度	读取供水温度
热表	回水温度	读取回水温度
	瞬时流量	读取瞬时流量
	累计热量	读取累计热量

为了屏蔽底层硬件差异，网关软件在内存中为换热站及末端用户的典型物理设备构建了标准化的数字映射模型。该模型将原本离散的物理寄存器地址抽象为具有明确物理语义的属性（Property）、事件（Event）。其中表 2.2 是针对系统中主要的供暖设备构建的标准化数字映射模型。

在下行数据采集，网关软件作为主站，通过 RS485 等物理链路轮询下挂的感知与执行节点。在获取原始报文后，网关并未直接透传上云，而是针对不同物理设备的数据特性，在边缘侧执行深度的定向预处理与数据清洗，为后续改善热源供给与末端需求平衡状态提供高质量的数据源。经过上述映射关系执行分发机制，网关软件将带有高精度时间戳的数据封装为标准化 JSON 报文，利用内置的 MQTT 客户端向云平台发起推送。这不仅大幅削减了无效冗余数据对网络带宽的占用，更为上层的多源数据融合算法构建了一个高保真、低延迟的数字底座。

2.3 云平台多源数据汇集与分发设计

由于热表设备和其他硬件设备数据上报的时间频率不同，热表数据上报的时间周期非常短，产生的数据量过大，因此考虑到云平台数据吞吐量的问题，故热表设备采用 AIoT 平台而其他硬件设备采用 OneNET 平台。故本供暖系统采用了 OneNET 和 AIoT 双平台的设计框架，该平台旨在物联网应用和真实设备间搭建高效、稳定、安全的应用平台。表 2.3 为两种云平台的优势对比。

表 2.3 两种云平台的优势对比

平台	运营商	核心优势	规模定位
天翼 AIoT	中国电信	十亿级接入、公共事业、数字孪生、全球连接	超大规模
OneNET	中国移动	NB-IoT（Narrow Band Internet of Things）覆盖广、连接多、速率快、成本低、功耗低、架构优	大规模

中国移动公司提供的 OneNet 云平台作为 PaaS（Platform as a Service）服务的 IoT 应用场景，在对设备的处理中，能够支撑多种普遍的传输规则以及多样的网络环境，并且能够给予所有的硬件终端一个连接计划以及相关的管理功能^[53]；OneNET 云平台还拥有 API 接口以及丰富的数据分析资料，这让开发人员不必过多地关心设备连接层的构造，可以更多地投入到自己的 AP 的研究中，这样可以减少研究的周期，并且能够降低研究与运营的费用。OneNET 构建了整体物联网架构“云-网-边-端”，OneNET 云平台最新版本具备接入增强、边缘计算和 AI 等功能。同时还拥有设备管理（DMO）、远程升级（OTA）和短信（SMS）等 PaaS 功能。OneNET 正在积极地融入 5G 技术，以增强其服务能力。

天翼物联网平台（AIoT，CTWing）作为 AIoT 平台层的典型标杆，是中国电信旗下天翼物联科技有限公司自主研发的超大规模、全栈式物联网 PaaS 平台，也是全球首个通过十亿级

设备接入与跨集群调度验证的公共事业级 AIoT 底座，深度契合 AIoT 分层架构逻辑，成为 AIoT 技术产业化落地的核心载体之一。AIoT 突破传统通信模组仅具备基础连接功能的局限，集成可感知、可分析的 AI 能力，赋予终端设备智能化秒级感知与故障诊断、主动控制功能；支持亿级超大规模终端安全可靠接入、千万级设备并发在线、百万 TPS 级设备消息处理，可完成海量异构数据的清洗、整合与智能分析，同时提供低代码和可视化开发工具，为上层应用提供标准化接口与能力支撑。

在本系统架构中，智能网关作为核心采集终端，下挂并管理多类现场设备。网关将采集到的多维实时数据，传输至云平台。设备云平台接收到原始数据流后，执行进制转换、格式归一化等预处理操作，通过标准化的数据清洗与校验，保障后续数据的规范性与可用性。待数据处理完成，设备云平台通过统一的全局接口，以批量推送的方式将数据同步至业务平台。这一流程实现了从设备端数据采集、云端处理，到业务层分析应用的完整数据流转，云平台整体架构图如图 2.6 所示。

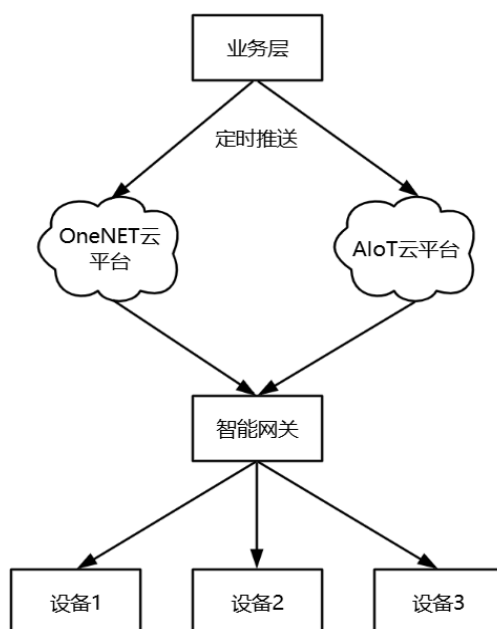


图 2.6 云平台整体框架图

2.4 业务层微服务架构与核心服务设计

2.4.1 业务核心技术栈选型与架构选型

针对热网智慧管控平台的云端中枢构建，底层技术栈的甄选必须在海量并发吞吐、持久化读写效能、全天候高可用性与远期架构弹性之间寻求最优解。鉴于此，本系统在顶层设计上确立了深度解耦的纵向分层范式。依托细粒度的模块化组装策略，打造出一个具备动态扩容能力的数字底座。该架构机制的核心宗旨在于：防范未来因底层泛在感知节点激增，或是上层热力调控算法日益嵌套堆叠而引发的性能瓶颈，从而赋予整个供需调度后台长周期、免宕机的健壮生命力。以下将分别从数据库，消息队列和缓存三个层面进行技术选型：

(1) 数据库设计

数据库可依据数据模型、存储结构、查询语言等多个维度进行分类。其中，关系型数据库采用表格化结构存储数据，具有结构简单直观、安全性能优良、数据格式统一的特点，能够满足相关研究的标准要求。目前常用的关系型数据库包括 SQL Server、MySQL 以及 Oracle。值得注意的是，尽管 SQL Server 与 Oracle 在系统稳定性和并发处理能力上表现突出，但两者存在使用成本偏高、后期维护难度较大的局限。相比之下，MySQL 在海量数据处理场景中，相较于 SQL Server 和 Oracle，不仅使用成本更低，对硬件设备的配置要求也更为宽松，其作为一款运行高效、支持多用户访问的 SQL 数据库服务器，能够充分满足施工项目的实际数据存储与处理需求^[54]。综合考虑最终确定以 MySQL 作为关系型数据库，表 2.4 为三种主流关系型数据库的特点进行对比。

表 2.4 三种主流数据库比较

数据库	数据处理能力	扩展性	安全性	易用性
MySQL	强	强	高	较强
Oracle	最强	最强	最高	较差
SQL Server	较强	较强	较高	最强

(2) 消息队列设计

当云平台接收到网关设备实时推送的监控数据后，需向后端系统发起监控点信息请求，由后端系统对该类数据进行解析与后续处理。然而，若采用同步请求方式直接传输海量实时数据，易出现数据丢失、传输中断等问题，难以保障数据传输的完整性与处理的可靠性。为解决这一技术瓶颈，本文引入消息队列机制，实现数据生产者与数据消费者的解耦设计。通过该机制替代传统的直接同步请求模式，能够有效规避数据传输过程中的丢失风险，确保监控数据的可靠传输与高效处理，为整个系统的数据流转稳定性提供技术支撑。

表 2.5 三种主流消息队列比较

消息队列	高并发处理能力	消息可靠性	延迟消息支持	易用性	扩展性
Kafka	最强	强	不支持	较高	最强
RocketMQ	强	最强	支持	高	较强
RabbitMQ	较强	较强	支持	最高	强

目前，业界主流的开源消息队列中间件主要包括 Kafka、RocketMQ 和 RabbitMQ。这三种消息队列可以实现流量削峰与平滑处理、系统微服务解耦以及异步通信与容错机制等功能。它们在设计侧重点上各有不同：Kafka 以极高的吞吐量和分布式流处理能力著称，常用于大数据领域的日志收集与流实时处理，但其架构较重，且不支持复杂的路由规则，对于中小规模的物联网指令分发而言显得过于臃肿；RocketMQ 支持高并发、高可靠的分布式消息分发，具备强大的事务消息能力，但在跨语言支持和轻量级部署方面略显不足；RabbitMQ 天生具备高并发处理能力。它严格遵循 AMQP（高级消息队列协议）标准，以其极高的消

息可靠性、毫秒级的低延迟以及极其灵活的路由分发机制而闻名^[55]。表 2.5 对三种主流消息队列的特点进行比对。

本系统最终选用 RabbitMQ 作为服务通信模块的核心组件，和其他的消息队列进行比较有很大的不同之处，RabbitMQ 提供了 Direct、Topic、Fanout 等多种交换机模式，在整个系统中可利用 Topic 模式实现数据的精准路由。将带有不用路由键的数据精准的推送给不同的消费对象，极大简化了业务层的分发逻辑。RabbitMQ 支持消息持久化以及消费端的手动应答机制。只有当执行服务明确返回成功处理的信号后，消息才会从队列中删除，完美契合了供暖系统对控制指令高可靠性的严苛要求。

(3) 缓存设计

Redis 是一款高性能、开源的非关系型键值存储系统，具备数据持久化功能，且支持多种丰富的数据结构类型。该系统以内存作为主要存储介质，能够高效处理字符串、链表、集合、有序集合及哈希这五种数据类型的键值对映射关系，可充分满足不同业务场景下的数据存储需求。Redis 通过将数据直接存储于内存中，实现了低延迟、高吞吐量的读写性能；同时，其借助定时持久化机制，将内存中的数据周期性写入底层持久化存储介质，在保障数据持久性的基础上，兼顾了系统的实时性与运行可靠性。这种独特的设计使得 Redis 不仅可作为高速缓存组件，加速应用程序的访问效率，还能独立承担核心数据的存储任务，尤其适用于高并发、实时性要求较高的应用场景^[56]。

本系统采用 Redis 哨兵模式，可实现全天候的自动化监控，实现毫秒级的自动故障转移。确保整个系统的高可用，高并发和稳定性。表 2.6 对 Redis 的三种集群模式特点进行比对。

表 2.6 Redis 的三种集群模式比较

模式名称	数据分片	故障转移	高可用	适用规模	扩展性
主从复制模式	不支持	手动	支持	小规模	垂直扩展
哨兵模式	不支持	自动	支持	中小规模	垂直扩展
切片集群模式	支持	自动	支持	大规模	水平扩展

基于上述三种技术选型，可构建本系统的业务层整体框架。针对前端服务产生的海量服务请求，为实现请求的合理分发与负载分流，本系统引入 Nginx 负载均衡技术，用户发起的后端接口请求将通过该负载均衡机制被均匀分发至对应后端服务节点，有效避免单一节点过载问题。Nginx 服务器具备高性能、可扩展性强、轻量级、稳定可靠及配置灵活等核心优势，能够高效承载高并发请求场景，为系统的稳定运行提供基础支撑。

在后端架构设计环节，本系统采用 SpringBoot 与 SpringCloud 两大框架协同工作，完成微服务架构的搭建与部署。其中，SpringBoot 框架凭借配置简化、内嵌容器集成、自动化构建以及快速启动等突出优势，显著提升了 Java 应用程序的开发效率，使开发人员能够摆脱繁琐的配置环节，将主要精力集中于核心业务逻辑的设计、开发与实现。SpringCloud 框架则以 SpringBoot 的开发便捷性为基础，再次简化微服务系统的开发流程；作为微服务架构设计的开发框架，其提供了服务发现、客户端负载均衡、断路器、服务路由等一系列核心服务组件，

有效解决了微服务架构实施过程中面临的服务治理、容错机制、跨服务通信等关键难题，为后端微服务集群的高效协同、稳定运行提供了可靠保障。

业务组件作为系统业务层的核心支撑，主要包含数据库、缓存、消息队列等关键模块。针对访问量激增场景下 MySQL 数据库面临的性能压力过大、访问响应迟缓等问题，本系统在业务模块中引入 Redis 缓存技术，通过将高频访问数据缓存至 Redis 中，减少对 MySQL 数据库的直接访问频次，有效提升数据访问效率，缓解数据库负载压力。在消息推送模块中，采用 RabbitMQ 消息队列实现异步处理机制，针对设备数据上传过程中可能出现的流量峰值，通过消息队列的缓冲作用实现流量削峰，避免瞬时高并发请求对系统造成冲击，保障设备数据上传流程的顺畅与稳定。整体业务层的架构如图 2.7 所示

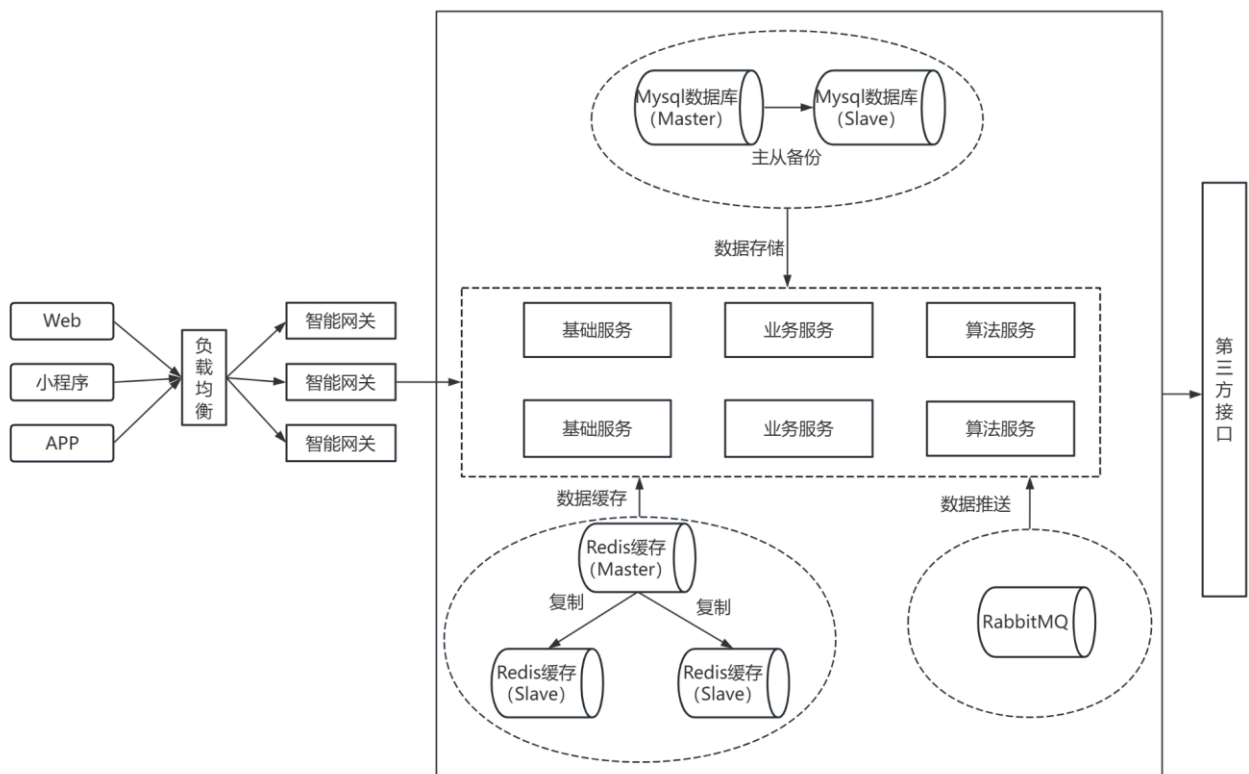


图 2.7 业务层架构图

2.4.2 系统基础支撑服务设计与实现

本系统的基础服务设计如下：

(1) 实时推送服务设计

随着供热面积的扩大，接入系统平台的热源站、换热站及末端室温采集节点数量呈指数级上升。特别是在供热调控的高峰时段或网络闪断恢复后，数以万计的传感器会瞬间并发上报海量的高频时序数据。若采用传统的同步直连架构将这些数据直接写入 MySQL 或时序数据库，极易导致数据库连接池耗尽、磁盘 I/O 阻塞，甚至引发系统雪崩宕机。为了防止数据丢失并且减小系统的耦合性从而提升性能，经上文对比本系统采用 RabbitMQ 消息队列进行消

息异步处理。

RabbitMQ 消息中间件，主要由生产者、消费者、队列、交换机等核心组件构成。具体工作流程如下：首先，生产者在发送消息时，需同步携带交换机名称，确保消息能够准确投递至目标交换机；当交换机接收到生产者发送的消息后，会依据预设的路由规则，针对指定的路由键完成消息的转发操作；最终，消息将被投递至与之匹配的消息队列中，而订阅了该消息队列的消费者，则通过监听器实现对队列中消息的实时监听与消费，保障消息传输的及时性与可靠性。图 2.8 为数据推送流程图。

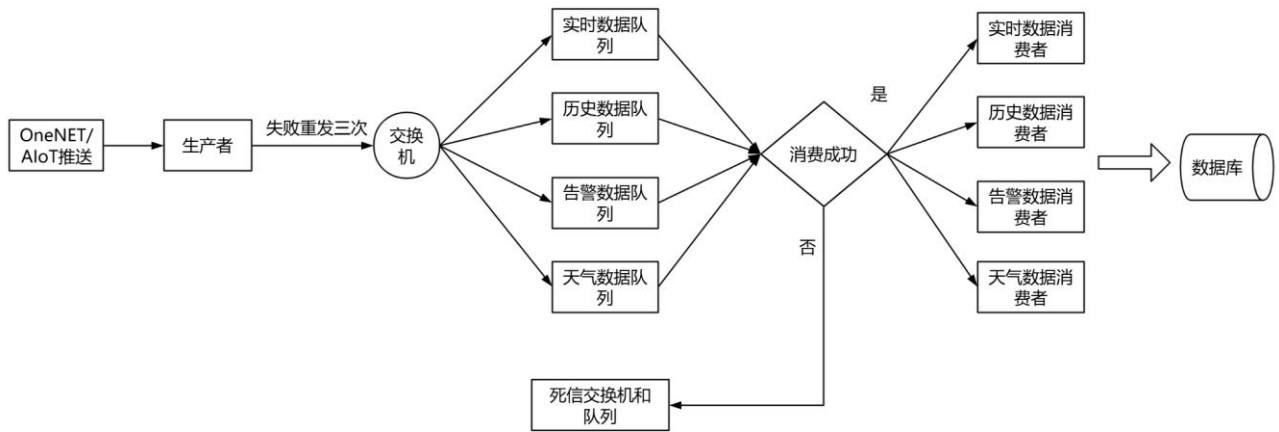


图 2.8 数据推送流程图

当云平台（OneNET/AIoT）接收到百万级的并发 MQTT 报文后，不再直接调用数据库操作接口，而是将报文作为生产者（Producer）投递至 RabbitMQ 交换机。RabbitMQ 凭借其在内存中极高的吞吐率，充当了系统级的高速缓冲水库。后端数据库的写入服务作为消费者（Consumer），根据自身所在服务器的 CPU 负载与 I/O 处理上限，以平稳的速率从队列中拉取消息进行落盘。通过这种异步缓冲机制，系统成功将不可控的瞬时并发流量洪峰，拉平为数据库可承受的持续平稳流量，彻底解除了高并发带来的系统崩溃隐患。为了应对网络波动或瞬时故障，生产者与交换机之间引入了重试机制。当消息发送至交换机失败时，系统会自动进行三次失败重发，以最大程度减少数据丢包率，确保数据从采集层平稳过渡至云平台业务逻辑。

消息路由与分发环节，当消息到达交换机后，根据预设的路由键策略，被精准分发至四个并行的功能化队列中：实时数据队列、历史数据队列、告警数据队列、天气数据队列。

消费逻辑与死信处理环节，各功能模块对应的消费者从所属队列中拉取消息进行业务处理。系统在此处设置了决策节点：若消费者成功解析并处理数据，则将最终结果持久化存储至数据库中，完成数据生命周期闭环。若因格式错误、业务逻辑冲突等原因导致消费失败，消息将被转发至死信交换机和死信队列。这种设计避免了阻塞主队列，同时也为后续的人工排查或补偿处理提供了依据。

（2）远程指令下发服务设计

远程指令下发服务主要针对供暖设备进行指令下发，让这些设备可以实现相对应的指令操作，来实现人工产生的供暖需求。该服务的实现同下发命令针对云平台为基础进行操作。指令下发的基本操作流程如图 2.9 所示。

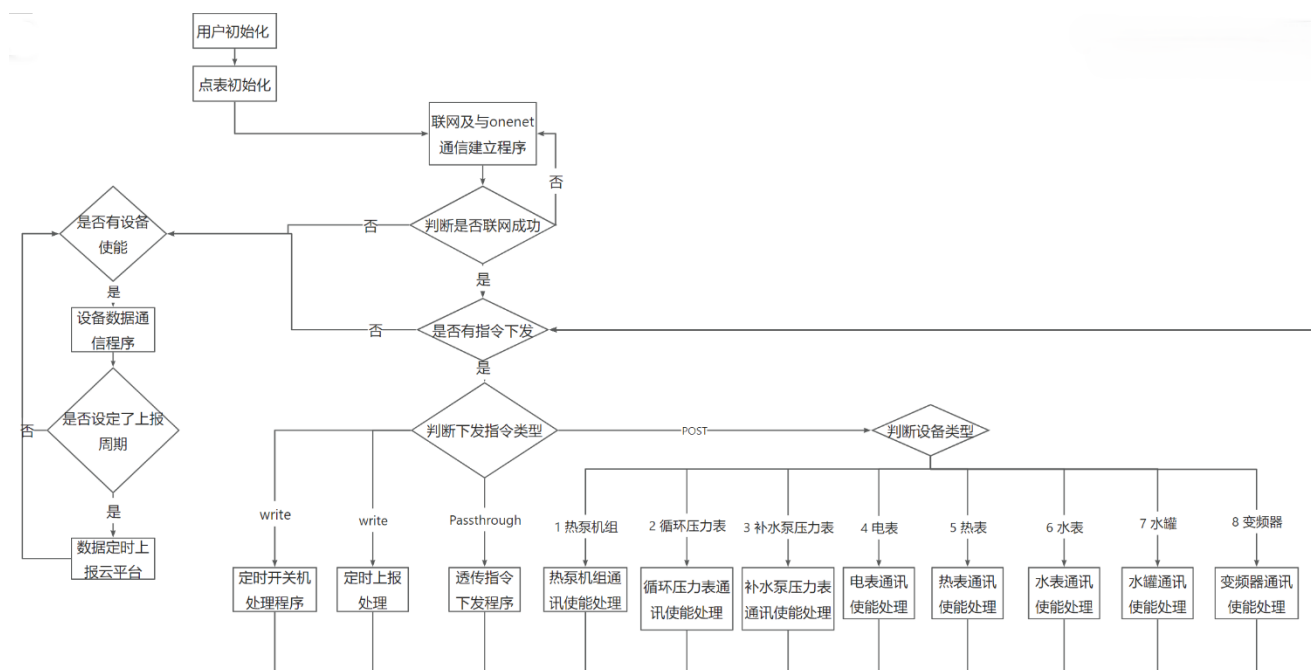


图 2.9 指令下发基本流程操作图

系统启动后，首先进行用户初始化与点表初始化，完成系统基本参数与通信点的配置。随后进入联网及通信建立阶段，尝试建立与云平台或本地服务器的网络连接。在连接建立后，系统进入主循环逻辑，首先判断是否有设备使能。若无设备使能，则流程结束或进入等待状态；若有设备使能，则进一步判断是否成功联网。若未联网成功，则无法进行后续通信，流程结束；若联网成功，则进入设备数据通信程序。

在数据通信程序中，系统首先判断是否有指令下发。若无指令下发，则继续判断是否设定了数据上报周期。若设定了上报周期，系统将按照设定周期定时将数据上报至云平台；若未设定，则流程结束。若有指令下发，系统将判断下发指令的类型。指令类型包括写指令和透传指令。对于透传指令，系统直接进入透传指令下发处理程序；对于写指令，系统进一步判断设备类型，以执行相应的通信使能处理。

设备类型包括：热泵机组、循环压力表、补水泵压力表、电表、热表、水表、水罐、变频器等。根据不同设备类型，系统分别调用对应的通信使能处理程序，如热泵机组通讯使能处理、循环压力表通讯使能处理、补水泵压力表通讯使能处理、电表通讯使能处理、热表通讯使能处理、水表通讯使能处理、水罐通讯使能处理、变频器通讯使能处理等。各设备通信使能处理完成后，流程返回至主循环，继续判断设备使能与指令下发状态。

此外，系统中还包含定时开关机处理程序与定时上报处理程序，分别用于管理设备的定时启停任务和数据的定时上报逻辑。整体而言，该系统具有结构清晰、扩展性强、适配性广的特点，能够有效支撑多设备协同工作与远程监控管理，满足供暖系统的智能调控需求。

2.4.3 核心业务功能服务设计与实现

本系统业务服务设计如下：

(1) 接口需求设计

系统接口需求设计主要是对业务逻辑进行拆分，需要按照供暖设备、人员管理、数据分析等角度出发考虑系统的完整性，并且涉及系统内部各个模块间的通信和数据交换。如表 2.7 所示按照需求划分成以下模块接口。

表 2.7 供暖运维系统及其功能

模块名称	模块功能	模块 URL
智慧大屏模块	供暖系统数据展示	/bigScreen
用户设备监控模块	监控设备各项数据	/monitor
历史数据模块	查看设备所有的历史数据	/historyData
数据统计分析模块	分析设备各项数据	/dataAnalysis
设备管理模块	负责设备的接入和安装	/device
告警管理模块	对故障的设计告警通知	/alarm
综合管理模块	包含人员、电站、租户等管理功能	/management
模型管理模块	负责热负荷预测和模型预测控制	/model

整个业务系统分为八大管理模块，分别是智慧大屏、用户设备监控、历史数据设、数据统计分析、设备管理、告警管理、综合管理、模型管理。

智慧大屏模块：直观展示供暖系统的详细信息，供暖用户、供暖率、供暖设备在线率、用户室内室温占比以及累计能源消耗量等信息。

用户设备监控模块：该模块可以直观地对设备的运行状态起到实时监测的作用。此模块集成了所有的供暖用户，以及用户所绑定的供暖设备，能实时监测设备上报的数据。

历史数据模块：所有设备产生的历史数据均可以查询到。

数据统计分析模块：通过相关算法深入解析数据背后存在的信息，以图表、曲线等直观图的形式展示出来，用户可直观看到设备的基本数据了解设备的运行状态。

设备管理模块：负责所有功能设备的接入和安装。

告警模块：当设备上报的运行数据超出预设的正常范围或出现异常情况时，该模块会立即给出告警信息。此外模块还支持设置不同等级的报警阈值和报警方式，如短信、公众号等，这样相关人员可以短时间内快速得知设备异常消息，及时采取应对措施，避免故障的扩大化。

综合管理模块：整合了系统的各类管理功能，如用户权限管理、电站管理等。

模型管理模块：负责实现热负荷预测和模型预测控制。对模型进行创建、训练、更新和评估等操作，确保模型的准确性和有效性。通过不断优化模型，提升系统对热负荷的预测能力以及对系统温度的调控能力，从而更好地保障整个系统的安全稳定运行。

(2) 数据库表结构设计

本系统严格遵循了关系型数据库的规范化理论，核心业务表与基础数据表均满足第三范式（3NF）的设计要求。通过合理拆分实体与关联关系，消除了非主属性对码的部分函数依赖与传递函数依赖。这种规范化设计不仅最大程度地降低了数据冗余，还从根本上避免了数据维护过程中可能出现的插入异常、删除异常以及更新异常，保障了底层海量供暖数据的一致性与完整性。

基础数据库主要存放一些系统信息和用户基本信息，相对于具体业务的耦合性不高。核心表及其功能如表 2.8 所示。

表 2.8 基础数据库核心表及其表功能

表名称	表功能
base_api	API 网关路由表
base_sms	设置短信服务
base_oss	设置单点登录
base_role	设置不同的身份权限
base_menu	设置菜单和按键关系
base_role_menu	设置不同身份权限的菜单分配
base_user	管理所有平台已注册的用户
base_dept	管理运维平台下用户所有的部门
base_user_dept	设置对应部门下的用户
base_datasource	数据源配置表
base_log_api	接口日志表
base_log_error	错误日志表

表 2.9 业务数据库核心表及其表功能

表名称	表功能
tb_gateway	网关信息表
tb_house	房屋信息表
tb_hot_station	热站信息表
tb_device	设备信息表
tb_monitor	监控点配置表
tb_project	项目信息表
tb_repair	故障报修表
tb_user_device_management	用户设备管理表
tb_user_warning	设备端告警信息表
tb_warning_config	告警配置表
tl_operation_log	操作日志表
tb_warn_log	错误日志表

业务数据存储是整个系统的核心功能。本系统采用以智能网关设备为建表维度的设计策略，每当新增一台智能网关设备时，系统会自动动态新建一张对应的数据表；同时，每个数据库设定固定的表存储上限，当单库存储的表数量达到该上限时，系统将自动动态新增数据库，从而实现数据的有序管理与高效存储，缓解海量数据带来的存储压力。核心表及其功能如表 2.9 所示。

模型管理服务数据库主要存储设备的各项功能数据，这些数据主要针对后两章热负荷预测功能和预测模型控制功能提供数据基础。为了避免与基础数据和业务数据发生数据耦合，因此独立出来存储。设备数据记录如表 2.10 所示，室外气候记录表如表 2.11 所示。

表 2.10 设备数据记录表

字段名称	字段类型	字段含义
id	bigint	主键 id
device_type	int	设备类型 id
imei	varchar(32)	设备 imei 码
time	datetime	上报时间
opening	int	阀门开度
heating	decimal(10,2)	累计热负荷量
instantaneous_flow	decimal(10,2)	瞬时流量
supply_water_temperature	decimal(10,2)	供水温度
return_water_temperature	decimal(10,2)	回水温度
total_accumulated_electric	decimal(10,2)	累计电量
instant_power	decimal(10,2)	瞬时功率
temperature	decimal(10,2)	室内温度

表 2.11 室外气候记录表

字段名称	字段类型	字段含义
id	bigint	主键 id
wind	decimal(10,1)	风速
RH	int	湿度
time	datetime	上报时间
solar	int	光照强度
out_temperature	decimal(10,2)	室外温度

2.5 应用层多端可视化交互系统设计

2.5.1 Web 端综合管理平台设计

功能管理运维系统大部分功能主要依托于 Web 前端实现。近年来，Web 前端技术发展已

进入高度成熟阶段，形成了多元化、工程化的开发生态体系。在众多前端框架中，React、Vue 和 Angular 凭借其完善的技术生态和社区支持，成为业界主流选择；与此同时，丰富多样的第三方组件库与工具链为复杂业务场景提供了全面的解决方案。本系统选型采用轻量级的 Vue 框架作为前端开发基础，其由 HTML、CSS 和 JavaScript 等组成。Vue 以其渐进式的架构设计理念，允许开发者根据实际需求逐步引入功能模块，在物联网场景下展现出优异的灵活性和可扩展性^[57]。Vue 框架集成了 npm 作为标准开发管理工具，其强大的依赖管理机制能够自动解析和安装项目所需的各类库与工具，确保开发环境的一致性和稳定性。这一整套标准化的开发工具链与流程规范，有效缩短了供暖管理系统的开发周期，提升了团队协作效率与代码质量。图 2.10 展示了 Web 客户端的结构设计。

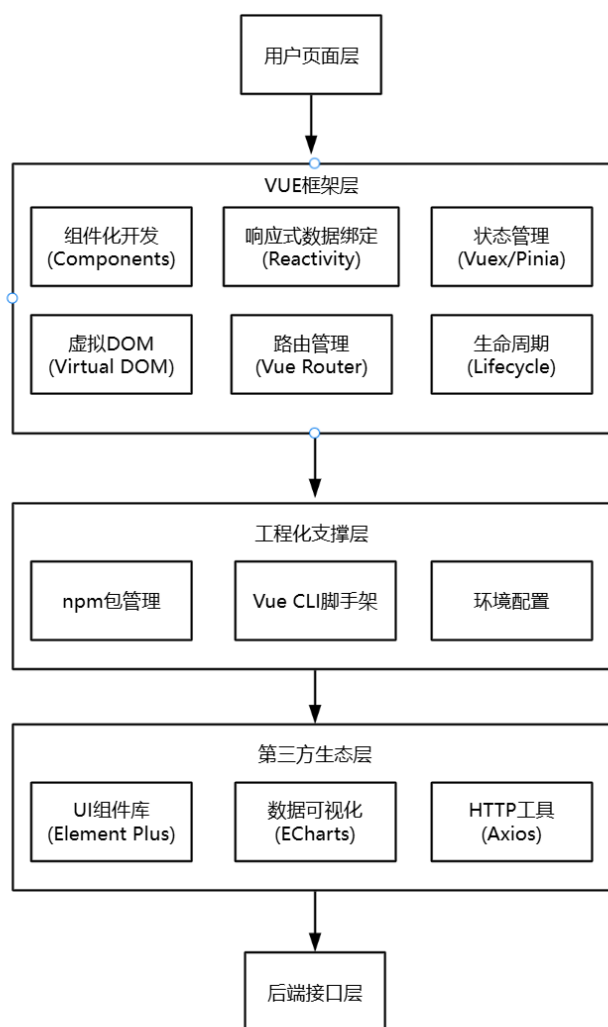


图 2.10 Web 端整体框架图

2.5.2 移动端微信小程序功能设计

对于客户端开发，本文选取了基于 Vue.js 的 Uniapp 框架来实现跨平台的移动应用^[58]。该框架支持编译为 iOS、Android，以及各类小程序等多种形态，极大地提升了开发效率并降低了成本。图 2-11 为小程序端的结构设计。

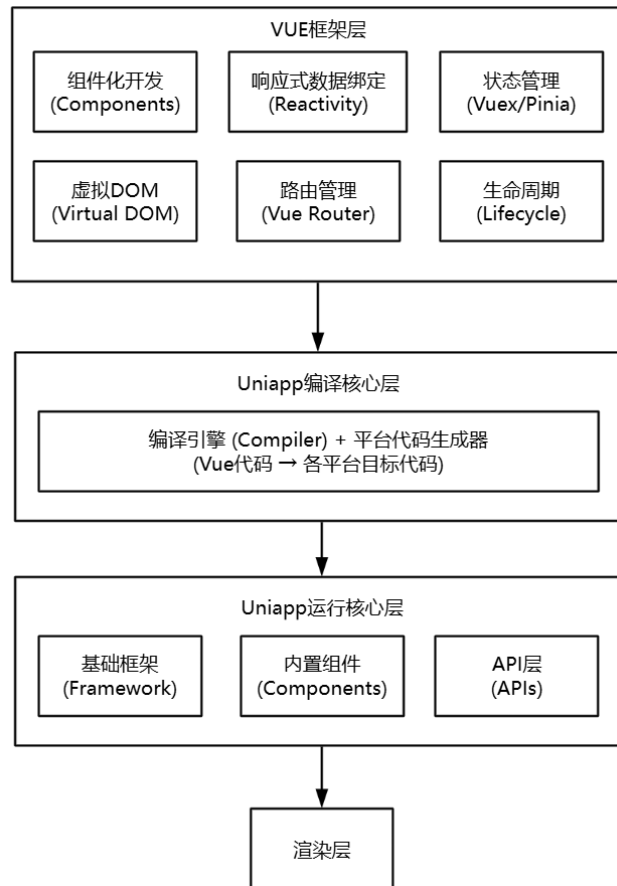


图 2.11 小程序端整体框架图

2.5.3 系统原型实现与功能验证

供暖管理运维系统 Web 端，小程序端页面展示效果图，如图 2.12 到 2.16 所示。



图 2.12 供热智慧大屏



图 2.13 用户设备监控

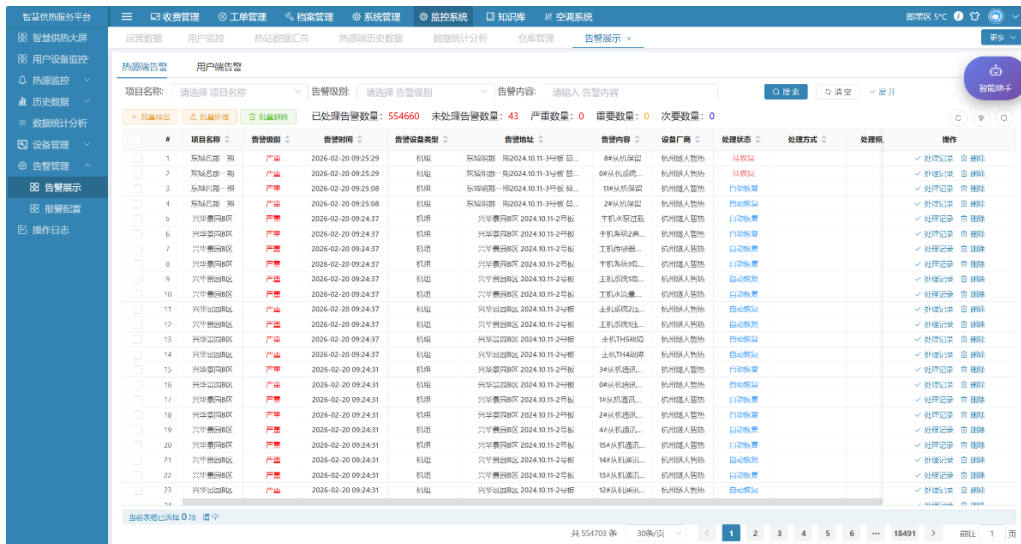


图 2.14 告警展示

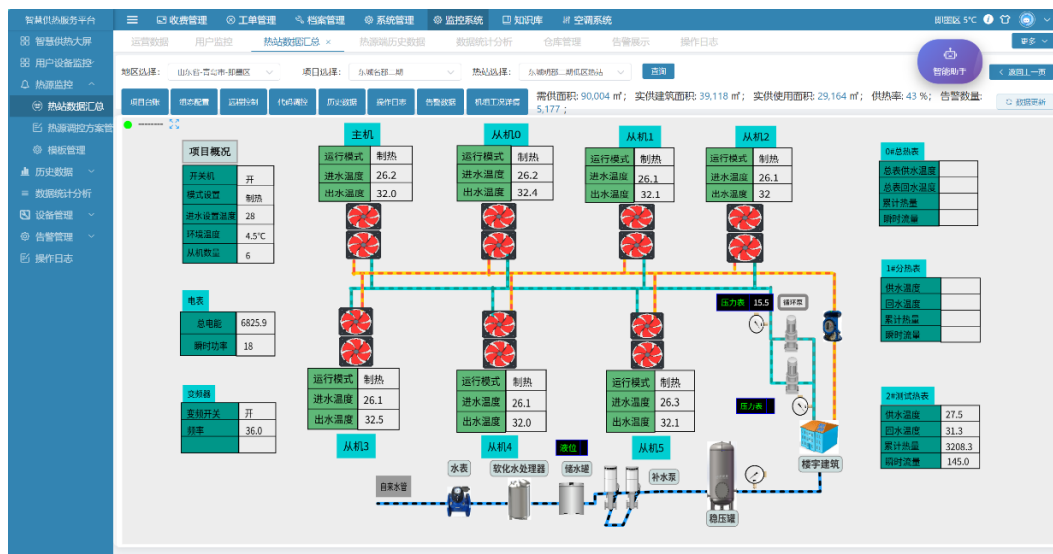


图 2.15 热站数据汇总

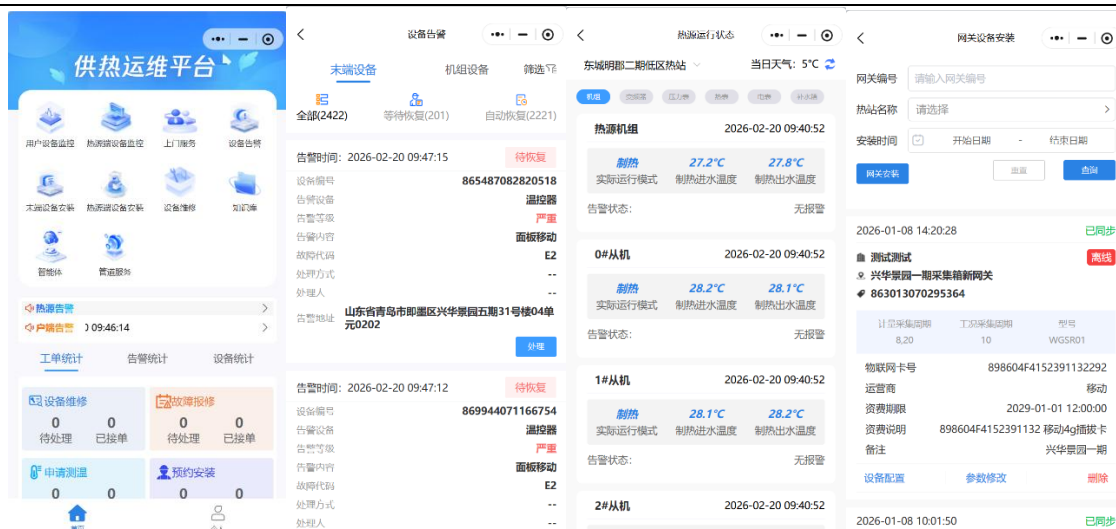


图 2.16 移动端功能页面

2.6 本章小结

本章详细阐述了供暖管理运维系统的设计与实现过程。首先，在系统需求分析的基础上，本章确立了涵盖设备层、采集层、云平台、业务层和应用层的五层物联网技术架构。其次，针对数据采集与上云需求，设计了以 Air724UG 无线通信模块为核心的智能物联网网关。再次，在业务层设计中，为应对系统的高并发与高可用需求，对核心组件进行了深入的技术选型，配合 SpringBoot 微服务框架，构建了稳定且极具弹性的后端业务逻辑体系。最后，在应用层方面，基于渐进式的 Vue 框架开发了轻量级的 Web 综合管理平台，并利用 Uniapp 框架实现了跨平台的移动端小程序开发。多端协同的可视化交互界面不仅满足了运维人员对供暖设备的实时监控与远程调度需求，也为系统的状态展示提供了直观的窗口。

本章所完成的供暖管理运维系统在软硬件协同、数据传输与高并发处理方面表现出较高的工程可行性与稳定性，成功构建了一个高内聚、低耦合的智慧供暖物联网闭环生态，为本文后续的热负荷预测算法与模型预测控制策略提供了坚实的工程载体与数据底座。

3 基于物理机制与深度学习的热负荷预测模型

供热负荷预测是实现智慧供热按需供给的前提与基础。集中供热系统具有显著的大时滞、非线性和强耦合特征，且受多种外界因素的影响，其中受建筑热惰性的影响因素最大。传统的负荷预测方法往往仅考虑室外温度单一因素，或者简单地将多维数据进行拼接，忽略了不同数据源之间的时空耦合特性及噪声干扰，导致预测精度难以满足精细化调控的需求。所以本章提出了一种融合物理机理与深度学习的短期热负荷预测模型（Physics-Informed Data-Driven, PIDDD），重点解决数据质量差和物理时滞难处理的问题，来实现对供暖系统热负荷的精准预测。

3.1 供热负荷特性分析

3.1.1 建筑热负荷预测特性

供热负荷是指在某一时刻，为维持建筑物内部达到舒适温度，供热系统需向建筑物提供的热量。深入剖析热负荷的动态变化规律，是构建高精度预测模型的前提。区域供热系统是一个典型的复杂非线性系统，其热负荷的变化不仅受宏观气候影响，还与建筑热工属性及末端用户行为密切相关^[59]。通过对历史运行数据与气象参数的关联分析，可总结出集中供热负荷具有以下三大显著特性：

（1）显著的周期性与季节趋势。供热负荷的变化在时间维度上表现出明显的双重周期特征。在整个采暖季（通常为 11 月至次年 3 月），热负荷呈现“中间高、两头低”的 U 型分布，这主要受宏观气候的季节性变动主导。在 24 小时尺度内，热负荷随用户作息和昼夜温差呈现周期性波动。通常在夜间及清晨室外气温最低时，负荷需求达到峰值；而在正午时段，受太阳辐射增温影响，负荷需求相对降低。这种时间序列上的自相关性表明，历史时刻的负荷数据包含了推演未来的关键信息，适合采用长短期记忆网络等时序模型进行特征提取。

（2）多源气象因子的非线性耦合。热负荷并非仅由室外温度单一因素决定，而是多种气象因子非线性耦合的结果。室外温度：是影响热负荷的一阶主导因素，二者呈显著负相关。风速：风速的增大会破坏建筑物外表面的空气边界层，急剧增加对流换热系数，导致冷风渗透效应增强，从而增加热负荷。太阳辐射：太阳辐射作为一种被动式热源，能够通过窗户和墙体向室内输入热量，显著抵消部分供热需求。相对湿度：高湿度环境会增加空气的比热容和导热能力，加剧体感寒冷，进而间接影响热负荷需求。上述因子之间并非简单的线性叠加关系，传统线性回归模型难以拟合这种复杂关系，需要借助深度神经网络的非线性映射能力。

（3）建筑热惰性。这是影响短期负荷预测精度的最关键物理特性。由于建筑围护结构具有较大的热容，室外温度的变化不会立即引起室内热环境的改变，而是存在一个时间滞后性。

当室外气温骤降时，墙体释放蓄存的热量维持室温，导致供热负荷的上升滞后于气温变化；反之亦然。在构建预测模型前，必须对输入特征进行物理时滞对齐，以此来解决因建筑热惰性而产生的时滞性问题。

3.1.2 热负荷预测模型分析

针对当前的供热负荷非线性强耦合、数据噪声干扰大以及建筑热惰性导致的时滞显著等特征，传统的单一预测模型难以满足智慧供热对高精度、快响应的需求。因此本章在该系统的基础上，提出了一种融合物理机理与深度学习的短期热负荷预测模型（Physics-Informed Data-Driven, PIDD），重点解决数据质量差和物理时滞难处理的问题。该框架不再将预测视为单纯的输入-输出黑盒映射，而是通过物理机理指导数据处理，利用深度学习挖掘时空特征，具体的研究思路与技术路线包含以下三个递进层面：

（1）信号处理层：

实际供热系统的运行数据来源于分布广泛的传感器网络，受电磁干扰和传输丢包影响，原始数据中往往混合了大量高频随机噪声。针对热负荷序列的非平稳性，将复杂的热负荷时间序列分解为若干个带宽有限的固有模态函数。随后，结合样本熵（Sample Entropy, SE）理论对各模态分量进行复杂度量化评估，自适应地识别并剔除高频噪声分量，保留包含负荷主要趋势和周期性规律的有效信号，从源头上提升数据质量。

（2）物理融合层：

针对建筑热惰性导致的气象与负荷响应不同步问题，传统的直接拼接输入方式会导致特征空间的物理错位。因此引入互信息（Mutual Information, MI）法来量化气象因子（如室外温度、太阳辐射）与热负荷之间的非线性依赖强度。通过计算不同时间滞后步长下的互信息值，精准辨识出各气象因子的最佳影响滞后时间，并据此对输入特征矩阵进行重构与对齐。这一步骤将隐含的物理时滞机理显式化，实现了气象数据与系统响应在时间维度上的精准匹配。

（3）算法模型层：

在完成高质量数据重构的基础上，针对多源气象因子与热负荷之间的复杂非线性耦合关系，构建 CNN-BiLSTM-Attention 混合神经网络预测模型：其中，CNN 的一维卷积核沿时间轴进行滑动运算，可有效提取多维输入变量之间的局部空间耦合特征，挖掘不同变量间的潜在关联；BiLSTM 凭借其独特的双向门控结构，能够同时捕捉热负荷时间序列在时间维度上的长期依赖关系与周期性演变规律，解决传统模型难以捕捉长序列时序特征的局限；注意力机制则通过对模型隐藏层状态进行动态分析，计算历史各时间步的权重系数，使模型能够自动聚焦于对当前预测时刻影响最为显著的关键历史信息，进而有效提升模型在非稳态工况下的热负荷预测精度，增强模型对复杂工况的适配能力。整个模型的流程框架图如图 3.1 所示。

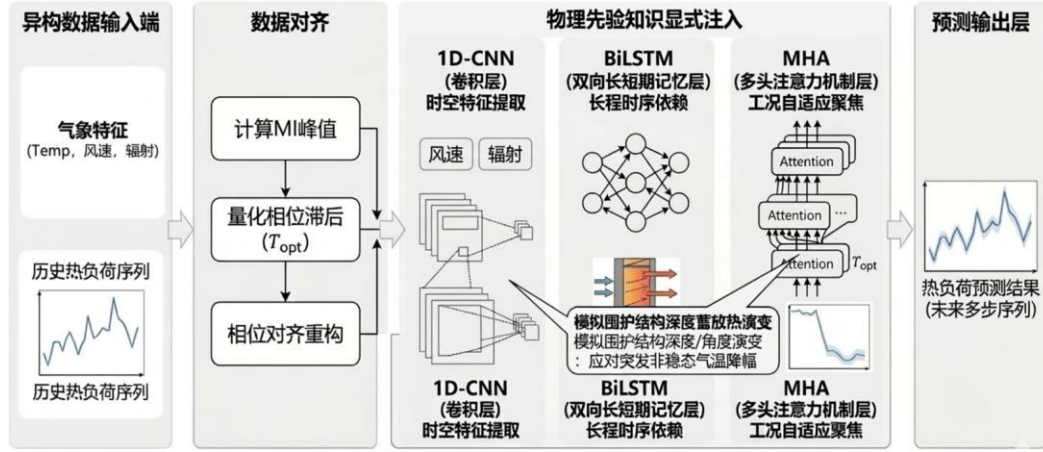


图 3.1 PIDD 流程图

3.2 建筑热惰性物理先验显式化对齐

3.2.1 多源数据体系构建

基于第 2 章设计的物联网监测平台及气象服务接口，本研究选取的数据集涵盖了 2024-2025 采暖季（11 月 15 日至次年 3 月 15 日）的实际运行数据，采样间隔为 1 小时。依据前文对供热负荷特性的分析，表格 3.1 为此次实验的数据信息。

表 3.1 供暖系统数据集信息一览表

特征名称	符号	单位	选择依据
室外温度	T_{out}	$^{\circ}\text{C}$	与负荷呈显著负相关
风速	V_{wind}	m/s	表征冷风渗透效应
光照强度	I_{solar}	W/m^2	表征被动式太阳能热
湿度	RH	%	影响空气比热容
历史热负荷	Q_{load}	MW	过去时刻的负荷值
供水温度	T_s	$^{\circ}\text{C}$	反映热源的供给水平
回水温度	T_r	$^{\circ}\text{C}$	反映末端实际热消耗
瞬时流量	G	t/h	体现系统的水力工况

由于上述各特征数据的量纲和物理意义差异巨大，直接输入神经网络会导致梯度下降收敛缓慢甚至不收敛。为此，采用 Min-Max 标准化方法将所有数据映射至[0, 1]区间，公式如下：

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.1)$$

式(3.1)中， x 为原始特征数据， x_{min} 和 x_{max} 分别为该特征在数据集中的最小值和最大值， x' 为归一化后的输入值。通过归一化处理，消除了量纲差异对模型权重更新的影响。

3.2.2 基于 VMD-SE 的非平稳热力时序模态分解

换热站输出的总热负荷是一个典型的高度非平稳、强耦合的时序信号。从物理机理上看，该信号实际上是多种不同时间尺度的热力学过程叠加的结果：既包含由建筑本体大热阻、大容量主导的缓慢蓄放热基础负荷，又包含由室外寒潮骤降、太阳辐射瞬变以及冷风渗透带来的高频气象扰动负荷。若将这种多频段耦合的原始序列直接输入神经网络，极易导致模型陷入局部震荡，难以精准捕捉建筑的真实热惯性演变。为此，本节引入变分模态分解算法，旨在从物理意义上将复杂的热力学耦合信号进行频域解耦。

与经验模态分解容易产生的模态混叠不同，VMD 算法是一种自适应、完全非递归的时间序列信号处理算法^[60]，能够通过非递归的变分求解，将原始总负荷信号自适应地分解为 K 个具有中心频率的本征模态函数（IMF）。在本研究的供热物理场景下，这些分解出的 IMF 具有明确的热力学指向：

低频 IMF 分量：其波形平缓且周期长，物理上对应着建筑围护结构的基础热负荷。它受建筑整体热惰性支配，反映了供暖区域在平稳气温下的刚性热量需求。

中频 IMF 分量：物理上对应着常规气象变化（如昼夜温差交替）带来的周期性热量波动。

高频 IMF 分量：物理上表征为突发性气象扰动（如瞬时大风、云层遮挡阳光）及用户末端随机行为（如开窗通风）带来的瞬态负荷冲击。

VMD 将原始信号分解为 K 个具有特定中心频率 ω_k 的固有模态分量（IMF），记为 $u_k(t)$ 。其核心思想是求解以下约束变分问题，使得各模态分量的估计带宽之和最小：

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t)) e^{-j\omega_k t} \right] \right|_2^2 \right\} \quad (3.2)$$

$$s.t. \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \quad (3.3)$$

式（3.2）中， $\delta(t)$ 为狄拉克函数， $*$ 表示卷积运算。通过引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 λ ，利用交替方向乘子法（ADMM）迭代求解，即可得到各 IMF 分量。

虽然 VMD 实现了信号解耦，但若直接将所有 IMF 独立输入预测模型，将导致网络参数呈指数级膨胀，且容易破坏物理系统原有的内在联系。所以考虑将各模态物理复杂度实行量化处理，故而引入样本熵（Sample Entropy, SE）作为评价指标。样本熵能够的作用是度量时间序列的非线性复杂程度与自相似性。在计算出各个 IMF 分量的样本熵值后，系统依据熵值的相近程度对模态进行聚类重构：将低熵值的低频分量重构为趋势项序列，该序列代表了建筑热力系统的高度确定性与平稳演变；将高熵值的高频分量重构为随机扰动序列，该序列凸显了极端天气特征。

这种基于 VMD-SE 的二次重构机制，不仅有效避免了频域上的过分解现象，更重要的是，它按照热力系统的可预测性边界对数据进行了科学重组。这使得后续的预测模型能够将算力精准聚焦于那些高熵值、高随机性的气象突变分量上，从而从大大提升模型在寒潮等极端工

况下的预测泛化能力。

3.2.3 面向大时滞效应的热力学特征互信息量化与对齐

由于建筑围护结构（如砖墙、混凝土楼板）具有巨大的热容量与热阻，系统呈现出显著的热惰性。当室外气象条件（如室外温度骤降、冷风渗透加剧）发生突变时，这种冷负荷并不会立刻传导至室内并反映在换热站的总热负荷需求上，而是存在一个长达数小时甚至数十小时的物理延迟。传统的纯数据驱动预测模型往往假设同一时刻的气象输入与负荷输出是同步耦合的（即 $Y_t = f(X_t)$ ），这种忽略物理时滞的黑盒映射在面临寒潮等突变工况时，会导致预测曲线严重滞后于真实负荷曲线，从而引发供暖的欠热或过热现象。

为了打破传统模型的同步假设，本研究不再将互信息仅仅视作降维或特征筛选的数学工具^[61]，而是将其创新性地重构为建筑热惰性延迟时间的量化提取器。

互信息能够精准度量两个非线性时间序列之间的信息重叠度。假设当前时刻为 t ，换热站总热负荷序列为 Y_t ，某一项气象特征序列为 X_t 。本研究引入时间平移因子 $\tau (\tau \in [0, \tau_{max}])$ ，计算热负荷序列与历史不同延迟时间步下气象序列的互信息量 $I(X_{t-\tau}; Y_t)$ ：

$$I(X_{t-\tau}; Y_t) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x_{t-\tau}, y_t) \log \frac{p(x_{t-\tau}, y_t)}{p(x_{t-\tau}) p(y_t)} \quad (3.4)$$

式（3.4）中， $p(x_{t-\tau}, y_t)$ 为联合概率分布， $p(x_{t-\tau})$ 和 $p(y_t)$ 为边缘概率分布。当平移步长 τ 使得互信息 I 达到峰值时，该 τ_{op} 即代表了该气象因子穿透建筑围护结构、最终对室内热负荷产生最大影响的平均物理延迟时间。通过遍历计算，系统能够针对温度、风速、辐射等多维异构气象因子，分别提取出与之对应的最佳延迟时序参数集。

在获取各气象维度的最佳延迟时间 τ_{op} 后，在输入层执行时空相位对齐操作。即依据提取到的热惰性先验参数，对原始气象特征矩阵在时间轴上进行前向错位平移。经过上述对齐重构，原本在物理空间和时间轴上存在传热相位差的多源异构数据，被强行拉至同一个即时因果的起跑线上。这一机制本质上是将建筑热惰性的物理先验知识显式化地注入到了数据结构之中。它极大地降低了后续神经网络在长序列中自行挖掘隐式时间延迟的算力负担，极大消除了大时滞效应对预测模型在突变工况下的负面干扰，为构建具有物理可解释性的深度学习预测模型奠定了最核心的数据底座。

3.3 基于深度学习的热负荷预测模型构建

经过 VMD-SE 模态分解与基于互信息的物理时滞对齐后，输入数据已具备较高的信噪比和物理逻辑性。然而，供热负荷预测本质上是一个高维、非线性的多变量时间序列回归问题，单一的浅层神经网络难以同时捕捉数据中的局部耦合特征与长时序依赖关系。为此，本节构建了一种串行耦合的深度学习预测模型——CBM 模型（CNN-BiLSTM-MHA）。

3.3.1 基于 1D-CNN 的多气象因子局部物理耦合模态提取

本研究在预测网络的浅层引入了一维卷积神经网络利用卷积核在时间轴上的滑动窗口机制，捕捉相邻时间步内多气象维度的局部物理耦合模态。通过设定特定尺度的卷积核，CNN 能够在短时间窗口内自适应地融合温度升降、风速变化等多源并发特征，将其映射为高维的热力学扰动向量。这一过程有效模拟了真实气象环境对建筑外立面产生的综合热冲击效应。在网络安全领域的混合模型研究中也证实^[62]，利用 CNN 作为前置特征提取器，可以有效挖掘数据中的空间相关性，显著提升后续时序建模的效率。在医学影像分析的研究中指出^[63]，CNN 独特的架构能够有效感知数据的边缘与局部细节，这种特性同样适用于捕捉多源时间序列中微小的波动特征。由于输入数据由室外温度、风速、光照等多维变量构成，这些变量在局部时间窗口内存在显著的非线性耦合关系。因此，本节采用一维卷积神经网络，利用其局部感知和权值共享的特性，从多源异构数据中挖掘深层的局部空间特征。

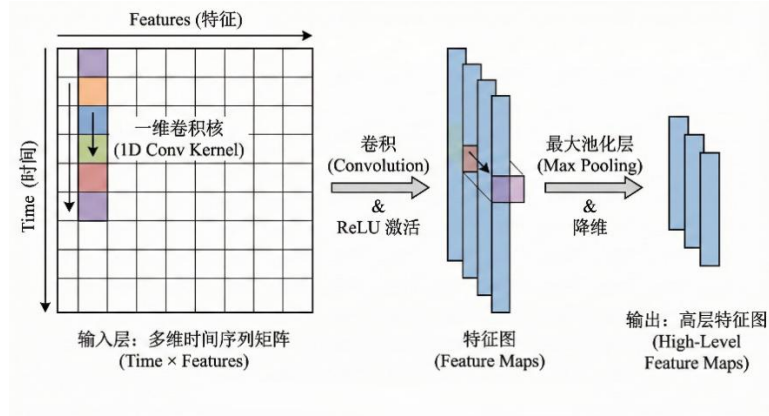


图 3.2 CNN 处理时间序列流程图

池化层通常紧跟在卷积层之后，主要作用是进行下采样，以降低特征维度、减少计算量并防止过拟合。研究表明^[64]，在 CNN 中设计合理的池化操作不仅能大幅压缩数据，还能有效保留关键的情感或趋势特征，赋予模型一定的平移不变性。

采用最大池化策略。该策略通过在特征图上滑动，选取池化窗口内的最大值作为输出。在供热负荷预测中，最大池化能够提取出局部时间范围内最强烈的气象突变信号，忽略次要的随机波动。其计算公式为：

$$h_t^k = \max(c_t^k, c_{t+1}^k, \dots, c_{t+p-1}^k) \quad (3.5)$$

式中， p 为池化窗口的大小， h_t^k 为降维后的特征输出。

3.3.2 面向墙体深层蓄放热长程记忆效应的双向时序建模

经过 1D-CNN 提取的局部气象耦合特征，仅反映了瞬态的热冲击。然而，集中供暖的核心痛点在于建筑围护结构具有巨大的热容量。建筑墙体会吸收并储存热量，并在外部降温时缓慢释放。这意味着当前时刻的室内热量需求，不仅受即时天气影响，更深刻地受到过去数十小时连续气温演变的历史累积影响。

针对这种物理上的长程记忆效应，本模型采用双向长短期记忆网络（BiLSTM）^{[65]-[67]}进

行时序深层建模。BiLSTM 内部独特的细胞状态 (Cell State) 机制, 在物理意义上恰好契合了建筑本体残余热量的隐式表达: 其隐状态在数学形式上类似于一阶 RC 模型中的能量守恒微分方程, 其遗忘门与输入门的动态更新过程模拟了建筑围护结构在不同温差下非线性的内能变化。同时, 双向网络结构 (Forward & Backward) 不仅能够正向追溯历史气象的累积热效应, 还能反向平滑热负荷的波动轨迹。这种双向时序建模极大提升了模型对建筑深层热惯性演变过程的刻画能力, 为解决供需不平衡提供了坚实的时间维度的预测保障。

3.3.3 针对极端寒潮突变的自适应注意力机制

在整个长达数月的采暖季中, 平稳期的热负荷演变相对规律, 而引发供热管网大面积失温和供需失调的根本原因, 往往是寒潮过境、气温骤降等极端气象突变工况。在处理超长时序序列时, 尽管 BiLSTM 具备一定的记忆能力, 但对于序列末端的突变特征仍存在信息稀释的缺陷, 导致预测曲线在遭遇极端降温时往往表现出严重的迟滞性。

为克服这一瓶颈, 本网络在末端创新性地引入了多头注意力机制 (Multi-Head Attention, MHA)。研究表明^{[68],[69]}, 引入注意力机制可以模拟人脑的关注点, 自动赋予关键特征更高的权重。传统的注意力机制通常只有一个头, 只能关注数据的一个方面。而多头注意力机制将输入映射到多个不同的子空间中并行计算注意力。在物理调度层面, MHA 赋予了预测模型类似人类高级调度员的全局警觉性。当输入序列中出现剧烈的气象突变特征时, MHA 能够打破传统 RNN 严格的马尔可夫时间步限制, 通过计算时序间的相关性权重, 自适应地将算力资源与模型权重聚焦到那些具有强扰动属性的关键时间步上。多头机制的存在, 进一步保证了模型能够同时从温度骤降幅度、风速峰值等多个物理子空间中捕捉极端工况的先兆信息。这一机制从提升了模型在应对极端寒潮突变时的非线性响应速度与抗扰动泛化能力。

MHA 通过计算注意力权重系数, 本质上是模拟了热工系统对气象突变的高频敏感性。当室外温度梯度剧增时, MHA 能够跨时间步捕捉这一先兆信息, 这在物理上对应了建筑表面对流换热系数随风速和温差突变而产生的非线性响应。

3.3.4 模型训练与实现

针对供热系统的特殊业务逻辑与数据分布特征, 本系统在模型训练阶段采用了定制化的优化策略。

(1) 面向供热服务质量的非对称损失函数设计

在传统的深度学习时序预测中, 通常采用均方误差 (MSE) 作为全局损失函数, 该函数对预测值高于真实值 (过热) 和低于真实值 (欠热) 的惩罚是均等的。然而, 从供热企业的实际物理运行与服务逻辑来看: 欠热会导致用户室温不达标, 引发严重的投诉与违规风险; 而过热则主要体现为能源的无效损耗。

为此, 本模型在训练阶段引入了带有物理业务约束的非对称损失函数 (Asymmetric Loss Function)。在计算梯度回传时, 针对极端降温工况下模型输出 Y_{pred} 小于真实负荷 Y_{true} 的样本点, 赋予更高的惩罚权重; 而对常规平稳期的小幅度过预测样本给予标准权重。这种面向供暖真

实痛点的训练约束，迫使网络在面对寒潮等突变特征时表现出更强的升温前瞻性，在保障供热达标率与降低能耗之间实现了最优解。

(2) 基于 Adam 优化器与物理模态分层寻优

在网络权重更新方面，由于输入数据经过了 VMD-SE 的物理模态解耦，不同模态特征（平稳的建筑底噪与剧烈的气象扰动）的梯度分布存在显著差异。本研究选用能够自适应调节学习率的 Adam 优化器进行网络参数的迭代寻优^[70]。

在训练初期，模型以较高的初始学习率快速拟合由低频 IMF 重构的基础热负荷趋势项；随着 Epoch 的增加，结合动态学习率衰减策略（ReduceLROnPlateau），网络利用极小的学习率对高频气象突变分量进行精细化微调，重点优化 1D-CNN 和 MHA 层的局部突变捕捉能力。同时，引入 Early Stopping 机制监控验证集上的误差变化，有效防止了模型对供热管网历史偶发噪声的过拟合，保障了模型在跨采暖季应用时的泛化能力。

3.4 实验验证与结果分析

为验证本章提出的 PIDD 预测模型的实际效果，本节基于真实供热运行数据开展了一系列实验验证，并通过多项评价指标与多种基准模型进行了对比分析。

3.4.1 数据预处理

本实验采用的数据集来自北方某集中供热小区 2024-2025 采暖季（11 月 15 日至次年 3 月 15 日）的实际运行历史数据与同步气象数据，其中该小区的热传递延迟时间为 6 小时，采样频率为 1 小时，共计 2880 个样本点。虽然数据集源于单小区，但该数据集包含了从 11 月至次年 3 月完整的供暖周期，涵盖了初寒期、严寒期和末寒期，具有典型的时间序列完整性。

在实际的供热管网数据采集过程中，由于传感器老化故障、边缘网关网络传输丢包或设备停机检修等不可控工程因素，原始获取的数据集不可避免地存在异常极大/极小值与数据空缺现象。若将含有脏数据的时序特征直接输入模型，会严重干扰深度学习网络的局部特征提取与梯度收敛。因此，在将数据输入预测网络前，本节对其进行了精细化的清洗与预处理工作：

(1) 异常值检测与剔除

针对由于信号干扰或传感器短路引发的瞬时突变数据，本研究采用拉依达准则进行离群点检测。计算各物理量序列的均值与标准差，当某一样本点的值偏离均值超过 3 个标准差时，将其判定为异常值并予以剔除，标记为缺失状态。

(2) 缺失值重构与填补

针对设备断电、网络闪断引发的数据缺失现象以及上一步剔除的异常点空缺，考虑到建筑热力学参数在时间维度上具有高度的平滑性与连续演变特征，直接剔除缺失行会破坏时序模型的步长连贯性。因此，本实验采用三次样条插值法（Cubic Spline Interpolation）结合前后相邻时间段的有效数据，对缺失区间进行平滑拟合与重构填补，最大程度还原了供热数据的真实物理轨迹。

(3) 物理先验特征对齐与归一化

在完成数据清洗与填充后，严格按照 3.2 节提出的特征工程流程进行预处理：利用 VMD-SE 算法对原始热负荷序列进行模态分解，重构出平滑的负荷序列；通过计算互信息，确定室外温度、太阳辐射等气象因子对热负荷的最佳物理滞后时间，并对特征矩阵进行错位拼接对齐，以消除建筑热惰性带来的物理错位；最后采用 Min-Max 方法将所有特征映射至[0,1]区间，消除量纲差异。

(4) 样本数据集划分

为防止模型训练过程中出现前瞻性偏倚，在完成上述操作后，严格按照时间先后顺序，将包含 2880 个样本点的数据集以 7:2:1 的经验比例划分为训练集（2016 个样本）、验证集（576 个样本）和测试集（288 个样本）。

3.4.2 互信息对齐机制验证

为保证模型的严谨性与真实泛化能力，最佳延迟步长的计算与互信息量化提取仅在历史训练集数据上进行，测试集仅在推理阶段依据该先验参数进行错位平移，严防数据泄露。

为验证互信息对齐机制在显式提取建筑热惰性先验方面的有效性，实验分别计算了室外温度与总负荷在不同延迟步长 τ 下的互信息量。如图 3.3 所示，室外温度与负荷的相关性并未在 $\tau=0$ 时达到最大，而是在 $\tau=6$ （即滞后 6 小时）时出现显著的 MI 峰值。这不仅在数据层面精准印证了该小区围护结构长达 6 小时的热传递延迟物理事实，更证明了本研究在输入端进行相位对齐操作的科学性。经过对齐重构后，低频基础模态的预测 RMSE 实现了数量级的下降，证明时空对齐大幅降低了模型捕捉长程时序特征的算力开销。

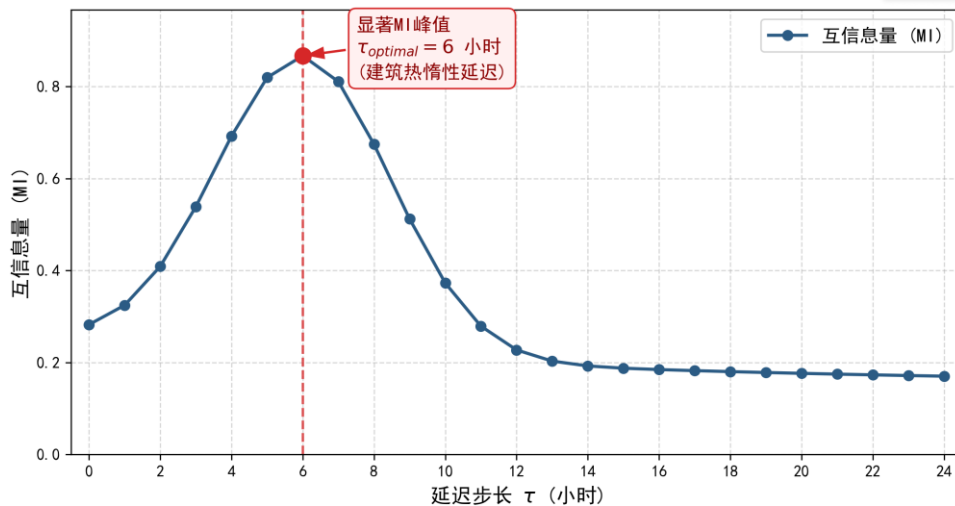


图 3.3 互信息对齐机制和延迟步长数据图

3.4.3 模型评估指标

为了客观、全面地量化评估模型的预测性能，本研究选取了几个在回归预测领域具有代表性的统计学评价指标：

(1) 均方根误差 (RMSE)

均方根误差是反映预测值与真实值之间偏差的样本标准差，对误差值表现得异常敏感。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.6)$$

式（3.6）中， n 为测试集中的样本数量， y_i 为预测值， $\hat{y}_i$ 为真实值，当预测值与真实值完全一致时，RMSE 为 0；误差越大，RMSE 值越大。较小的 RMSE 值表明模型的预测效果更佳。

（2）平均绝对误差（MAE）

平均绝对误差是衡量模型预测值与实际观测值之间平均偏差程度的基础统计指标，核心是计算所有预测值与对应实际值差值的绝对值的平均值，能够直观反映预测结果与真实数据的整体偏离水平，常与均方根误差配合使用，全面评价模型预测精度。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.7)$$

（3）平均绝对百分比误差（MAPE）

平均绝对百分比误差是衡量模型预测值与实际观测值之间相对偏差程度的核心统计指标，本质是计算所有样本绝对误差占实际观测值的百分比的平均值，以百分比形式直观反映预测偏差的相对大小。

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (3.8)$$

（4）决定系数（ R^2 ）

决定系数是衡量回归模型拟合优度的核心统计指标，用于量化回归模型对实际观测数据的解释能力，即模型预测值能够解释实际值变异程度的比例，全面评价模型拟合效果。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.9)$$

式（3.9）中， n 为测试集样本总数， y_i 为第 i 个时刻的真实热负荷值， $\hat{y}_i$ 为模型预测值， $\bar{y}$ 为真实值的样本均值。其拟合回归线周围数据点的散布情况。对于同一数据集，较高的 R^2 值表示观测数据与拟合值之间的差异较小。当 R^2 越接近 1 时，表示相关的方程式参考价值越高；相反，越接近 0 时，表示参考价值越低。

3.4.4 模型参数设置

（1）数据集划分与实验职能说明

训练集：专门用于深度神经网络在前向传播与反向传播过程中的权重 W 和偏置 b 的梯度更新。所有对比模型均采用 Adam 优化器在此数据集上进行拟合。

验证集：在常规训练中，用于每个 Epoch 结束后计算验证误差，触发提前停止（Early Stopping，本实验设定容忍度 Patience=10），防止模型在训练集上过拟合。

测试集：作为模型在训练与调参阶段的独立数据，仅在模型定型后输入一次，用于计算

最终的客观评价指标，反映模型在实际工程应用中的真实泛化能力。

(2) 对比模型定义与参数设置

本文设计了以下四组模型进行对比，如表 3.2 为四种模型的初始参数值。

表 3.2 四种模型的参数

模型	隐藏单元数 (N_{lstm})	卷积核数 (N_{cnn})	卷积核尺寸 (K_{size})	初始学习率 (η)	Dropout	注意力机制 头数 (h)
GRU	64	-	-	0.001	0.2	-
Transformer	64	-	-	0.001	0.2	4
CBM	64	64	3	0.001	0.2	4
PIDD	64	64	3	0.001	0.2	4

3.4.5 模型对比和结果分析

图 3.4 为基于 GRU 热负荷预测结果，从图中可以看出，虽然 GRU 能够大致学习到热负荷的周期性变化规律，但预测曲线相较于实际负荷曲线存在明显的相位滞后现象。此外，在热负荷的波峰和波谷处，预测值与实际值之间存在较大的幅值偏差。

图 3.5 为基于 Transformer 热负荷预测结果。与 GRU 相比，整体的拟合优度有所提升，滞后现象得到一定缓解。然而，在负荷发生急剧变化或处于极端工况时，预测值仍不能完全贴合实际值，存在一定的误差裕度，表明其特征提取与时序聚焦能力仍有提升空间。

图 3.6 为基于 CNN-BiLSTM-MHA 热负荷预测结果。得益于双向长短期记忆网络对前后向时序演变的全局掌控，以及多头注意力机制对关键历史特征权重的动态分配，该模型的预测精度获得了大幅提升。预测曲线已能够紧密跟随实际负荷的波动轨迹，前两种模型中存在的削峰填谷与滞后现象被大幅削弱，仅在少部分剧烈波动的极值点处存在微小偏差。

图 3.7 为基于 PIDD 热负荷预测结果。在引入了热力学特征互信息量化对齐后，模型达到了最佳的拟合状态。如图所示，该模型的预测值与实际热负荷曲线高度重合，无论是宏观的周期性趋势，还是局部的复杂突变与尖峰时刻，均实现了极高精度的实时跟踪。充分证明了本文所提的融合物理机制与深度学习模型在热负荷精准预测方面的更高性能。

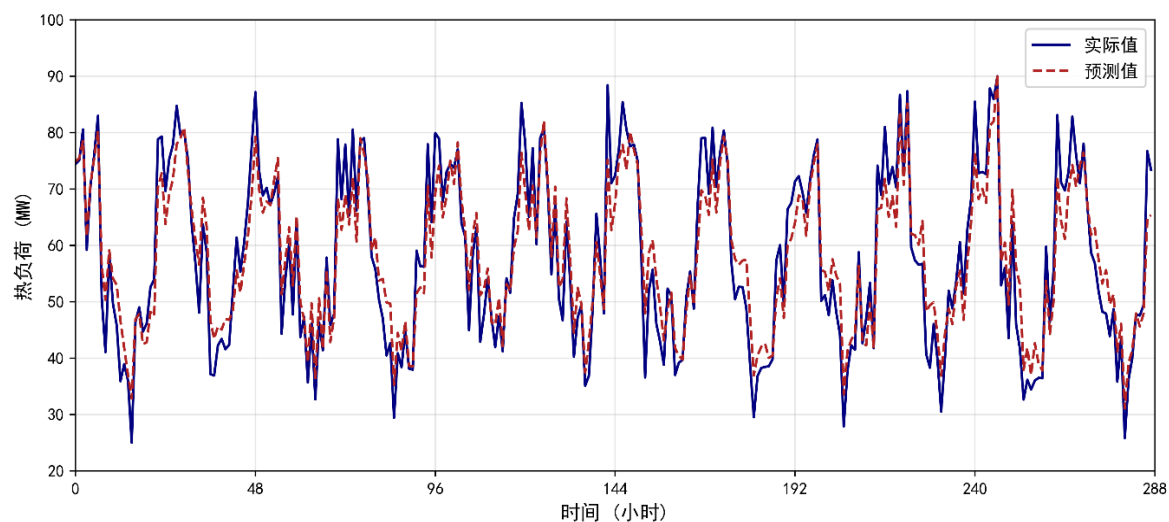


图 3.4 基于 GRU 热负荷预测结果

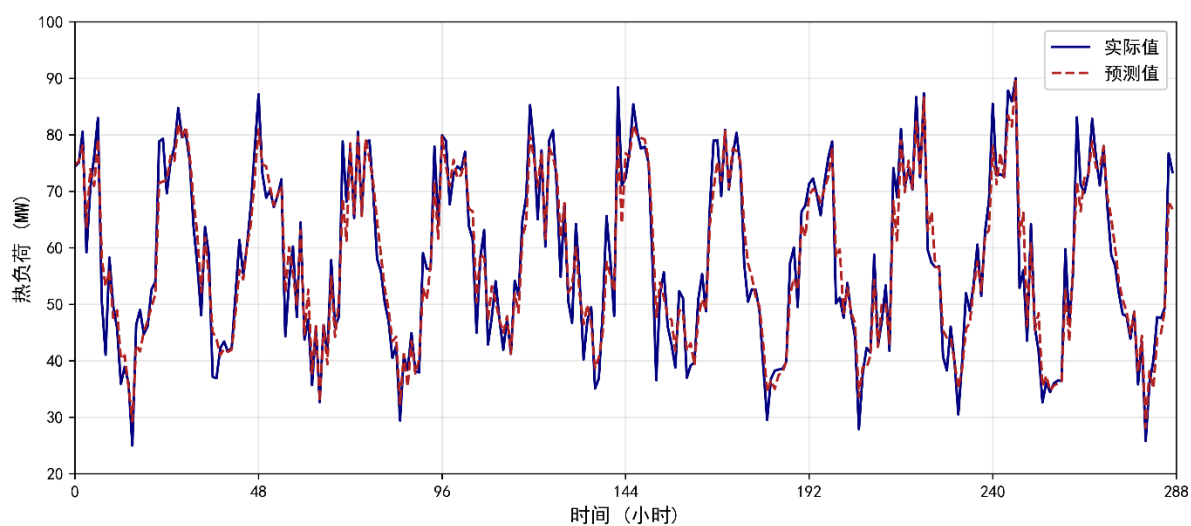


图 3.5 基于 Transformer 热负荷预测结果

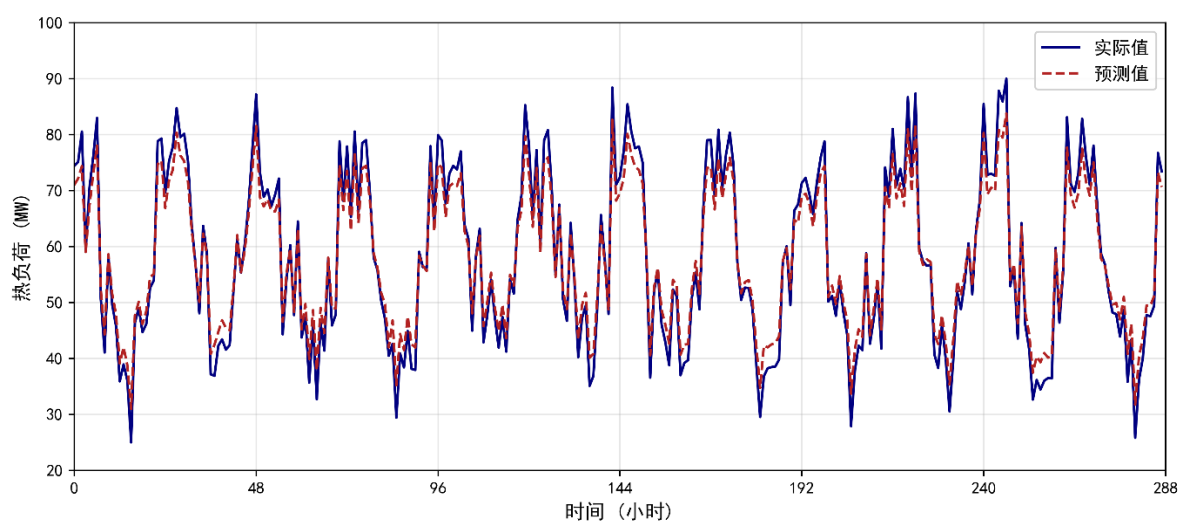


图 3.6 基于 CNN-BiLSTM-MHA 热负荷预测结果

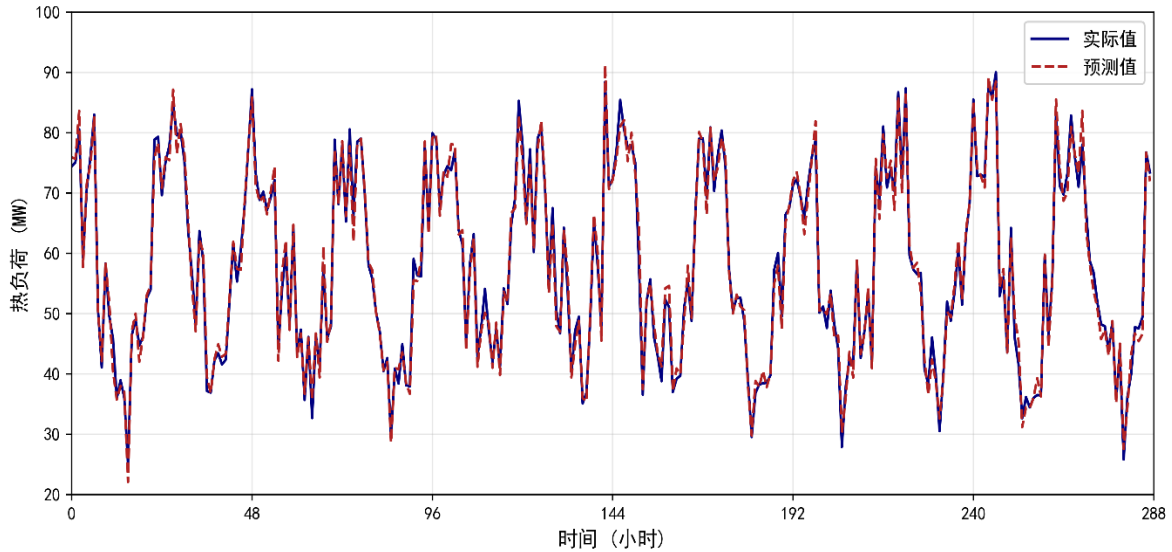


图 3.7 基于 PIDD 热负荷预测结果

通过量化数据和预测曲线图，可以得到以下结论。基础的 GRU 模型虽然能大致捕捉到热负荷的周期性波动，但在波峰与波谷处存在明显的相位滞后与削峰填谷现象，表明单纯的循环神经网络难以应对多气象因子剧变带来的瞬态冲击。其次，前沿的 Transformer 模型得益于全局自注意力机制，其曲线跟随性更优，滞后问题有所缓解，但在局部极端负荷点处仍存在肉眼可见的误差裕度。相比之下，本文构建的 CNN-BiLSTM-MHA 混合模型展现出了强大的时空特征提取能力：CNN 的一维卷积核有效挖掘了温、风、光、湿等多气象因子间的局部空间耦合关系，而双向长短时记忆网络与多头注意力机制的结合，使得模型在面对气象突变时能自动聚焦关键历史片段，极大地克服了传统模型在极值点处的拟合偏差。最后，在引入热力学特征互信息量化对齐后，最终的 PIDD 模型达到了更好的预测状态。

为了进一步的评估模型预测效果，本文对 GRU、Transformer、CNN-BiLSTM-MHA 和 PIDD 这几种模型进行了交叉验证，通过多个评估指标来衡量其预测性能，结果如表 3.3 所示。

表 3.3 四种模型评估结果对比

模型	RMSE	MAE	MAPE	R^2
GRU	5.06±0.16	4.01±0.12	8.01±0.12	0.889±0.007
Transformer	3.84±0.01	2.95±0.08	5.60±0.07	0.935±0.006
CBM	3.05±0.09	2.51±0.07	5.02±0.06	0.960±0.004
PIDD	1.82±0.04	1.38±0.03	2.61±0.03	0.985±0.002

从表 3.3 的实验结果可以清晰地得出递进式的分析结论：首先 Transformer 的 RMSE 相比 GUR 降低了 24.1%，证明了全局自注意力机制的较强竞争力；其次，CNN-BiLSTM-MHA 和 Transformer 相比进一步将 MAPE 降低了 10.36%，验证了双向网络与多头注意力机制能够更精准地聚焦关键历史时段，有效克服了普通 LSTM 在负荷峰谷极值点预测滞后的缺陷；最后，本文最终提出的 PIDD 模型表现最佳，其决定系数 R^2 高达 0.985，不仅证明了混合架构的强大拟合能力，更凸显了热力学特征互信息量化对齐后的有效性，极大削减了热负荷预测的滞后问题。

在对多种模型的交叉验证与深度剖析中，本章特别印证了融合物理先验的 PIDD 模型相较于纯深度学习方法的差异化优势。传统的纯数据驱动算法在面对极端寒潮降温工况时，由于缺乏对建筑非线性热力学特性的先验认知，往往陷入单纯的数值历史拟合，不仅在波峰与波谷处呈现出明显的削峰填失真缺陷，更暴露出长达数小时的预测响应滞后。量化对比分析表明，本文所引入的互信息时空相位对齐机制，精准量化并显式消除了由建筑供暖热惰性引发的约 6 小时物理响应时滞。在未进行物理对齐的纯数据驱动混合模型中，其均方根误差受极端气象下负荷突变的影响高达 3.05 MW；而在嵌入对齐机制后，PIDD 模型不仅在寒潮突变点处实现了无时差的精准轨迹包裹，更将均方根误差大幅压降至 1.82 MW，预测精度相对提升了约 40.3%。这一量化结果充分证明，将建筑物理热惰性先验知识显式注入深度神经网络，极大的克服黑盒模型在极端工况下的泛化崩溃与预测滞后问题。

综上分析，本文提出的基于物理机制与深度学习的热负荷预测模型框架，在预测精度、响应延迟与抗干扰能力上均达到了理想效果，为供热系统短期的热负荷预测提供了一种可靠的解决方案。

3.4.6 预测模型消融实验分析

为了深入探究 PIDD 预测模型中各个核心组件（VMD-SE 分解、MI 互信息对齐、1D-CNN 局部特征提取、MHA 多头注意力机制）对整体预测性能的独立贡献，本节设计了消融实验。以完整版的 PIDD 模型为基准，采用控制变量法，通过逐一移除特定的核心模块，构建了四种消融变体模型，并在相同的测试集上进行验证。各变体模型定义如下：reMHA（移除注意力机制），reCNN（移除局部卷积），reVMD-SE（移除模态去噪），reMI（移除物理时滞对齐）。实验结果如表 3.4 所示。

表 3.4 预测模型消融实验结果对比

模型变体	RMSE	MAE	MAPE	R^2
reMHA	2.15±0.06	1.62±0.04	3.12±0.05	0.978±0.003
reCNN	2.34±0.07	1.78±0.05	3.45±0.06	0.972±0.004
reVMD-SE	2.58±0.08	2.01±0.06	4.10±0.07	0.965±0.005
reMI	2.85±0.09	2.25±0.08	4.65±0.08	0.958±0.006
PIDD	1.82±0.04	1.38±0.03	2.61±0.03	0.985±0.002

从表 3.4 的量化数据可以看出：当移除互信息对齐模块后，模型的 RMSE 和 MAPE 出现了最大幅度的性能衰减。这充分证明，如果忽略建筑围护结构的物理热惰性，纯粹依赖黑盒网络去拟合时间错位的数据，会导致严重的预测滞后。显式化的 MI 对齐是整个模型获取高精度的最核心前提。当移除 VMD-SE 分解重构后，各项误差指标显著上升。这表明供热系统原始采集数据中充斥的高频随机噪声极大地干扰了深度网络的梯度收敛，自适应去噪重构机制对提升网络稳定性和精度至关重要。当去除 1D-CNN 后，模型决定系数 R^2 下降至 0.972，说明单一的时序网络难以充分挖掘温度、风速、光照等多维气象特征在极短时间窗口内的物理耦合效应，CNN 的引入有效补齐了空间维度的特征映射。当移除多头注意力机制对整体平

均指标的影响相对最小，但在深入分析测试集极值点时发现，该变体模型在应对寒潮突降阶段的预测跟踪误差显著变大。这验证了 MHA 模块通过动态权重分配，有效赋予了网络在极端天气下的自适应警觉性。

综上所述，PIDD 模型中的每一个子模块均发挥了不可替代的增益作用，数据驱动与物理先验的深度融合，共同构筑了模型高效的预测性能。

3.5 本章小结

本章针对集中供热系统热负荷非线性强、受多气象因素耦合影响及存在显著建筑热惰性物理痛点，摒弃了传统纯数据驱动的黑盒预测模式，提出了一种基于物理机理与深度学习的热负荷预测框架。主要研究工作与成果总结如下：首先引入 VMD-SE 算法对原始非平稳热负荷序列进行降噪与模态重构，自适应地剔除高频随机噪声；同时，创新性地将互信息机制重构为建筑物理热惰性延迟时间的量化提取器，量化提取出室外温度等气象因子的最佳物理延迟步长，并在模型输入端进行时空相位显式对齐，从根源上消除了物理时滞造成的特征错位与预测滞后问题。其次，对预测网络的各层级进行了白盒化物理赋能：利用 1D-CNN 提取多维气象因子的局部空间物理耦合特征；利用 BiLSTM 的双向记忆机制模拟建筑围护结构深层的长程蓄放热演变过程；并引入多头注意力机制（MHA）作为极端非稳态工况聚焦器，自适应锁定寒潮突变等关键时序特征的权重，有效克服了传统模型在极值点处的预测迟滞与削峰填谷缺陷。针对实际工程中欠热即投诉，过热可接受的业务痛点，摒弃了常规的均方误差全局损失，构建了非对称损失函数。结合 Adam 优化器进行物理模态分层寻优，迫使模型在极端降温工况下具备更强的升温前瞻性与鲁棒性。结果表明本文提出的模型在多项评价指标上均表现最优，预测精度与抗干扰能力显著优于传统的单一及基础组合深度学习模型。

4 面向供需平衡的自适应双驱动模型控制策略

集中供热系统是一个典型的复杂工业过程，其固有的物理特性使得传统的控制手段难以实现精细化的按需供热。本节将深入剖析供热系统面临的控制工程挑战，并对比分析不同控制策略的适用性，从而引出本章所采用的基于数据与机理双驱动的自适应双驱动模型控制架构（Data-Physics Hybrid Driven, DPHD），来实现对供暖系统的精细化控制。

4.1 供暖系统控制策略分析

在集中供热系统的末端管网中，实现各用户的按需供热与全局的供需平衡是调度优化的终极目标。然而，真实的供暖物理环境是一个包含多维空间耦合与时间演变特性的复杂巨系统。本节从物理机理出发，剖析当前供暖系统面临的两大核心痛点，并指出传统控制策略的局限性，从而确立本章引入自适应协同控制策略的必要性。

4.1.1 控制策略局限性分析

集中供热系统涵盖热源、一级管网、换热站、二级管网及末端用户等多个环节，其运行调控过程具有显著的复杂性^[71]，主要体现在以下三个方面：

大滞后与大惯性这是供热控制面临的重大难题。由于热网管道长达数十公里，热水从热源传输至末端用户存在显著的传输时滞。此外，建筑围护结构的热惰性使得室内温度对供水温度的变化响应缓慢。若采用常规的反馈控制，当控制器检测到室温偏差时，往往为时已晚，调节动作具有严重的滞后性，极易导致系统产生超调或振荡，造成室温忽冷忽热及能源浪费。

集中供热管网往往依赖于按面积平均分配的静态水力平衡策略。然而，在实际运行中，不同朝向、不同楼层的房间所面临的微气候环境存在巨大差异。例如，位于建筑南侧的房间在白天会接受大量的太阳短波辐射（即内部热增益），而北侧或顶层的房间则常年受冷风渗透与长波辐射散热影响。如果调度中心无视这些微观差异，仅向各支路输出均等的阀门开度或固定流量，必然会在空间维度上引发严重的热力失调现象：阳面房间因热量过剩而开窗散热（造成能源严重浪费），阴面房间则因热量馈入不足而无法达标（引发用户投诉）。因此，打破静态均分模式，建立微观层面的动态按需分配机制，是实现全局供需平衡的先决条件

除了空间维度的失调，供热系统在时间尺度上同样面临严峻挑战。在构建控制系统的数学模型时，通常采用等效热阻（ R ）与等效热容（ C ）来描述建筑的物理状态。然而，建筑的热工参数并非恒定不变的静态常量。在实际采暖季中，随着室外风速的加剧，建筑外表面的对流换热系数会非线性增大；墙体受潮会导致局部热阻降低；用户随机的开窗通风行为更是相当于在系统中引入了巨大的阶跃扰动。这些未建模扰动会导致建筑真实的 R - C 参数随时间发生剧烈的动态漂移。这种参数的时变特性使得任何基于固定物理先验的静态数学模型，都

无法在整个采暖季内保持准确的数字孪生映射。

4.1.2 模型预测控制策略分析

针对上述挑战，供热领域的控制策略经历了从经典控制向先进控制的演变。本小节对现有的主要控制策略进行对比分析，以明确本研究选择模型预测控制的依据。

比例-积分-微分（PID）控制是工业现场应用最为常见的一种控制策略。其本质就是取当前存在的误差值来对控制量进行调整，不同的场景会用到不同的偏差值来实现调控。尽管 PID 结构简单且易于实现，但其本质上是一种事后调节机制。由于缺乏对系统未来状态的感知能力，面对具有显著大时滞特性的供热系统时，控制器往往在室温已经发生偏离后才开始动作，极易引发系统的超调与振荡^[72]。此外，PID 难以处理多变量间的强耦合问题，且参数整定高度依赖人工经验，难以适应工况的动态变化。

人工智能技术的不断发展，深度强化学习（Deep Reinforcement Learning, DRL）渐渐地成为了数据驱动控制方法的研究热点。此方法融合了神经网络和环境机制，通过不断的学习达到最优控制，避免了复杂物理模型的建立。李思思^[73]在基于深度强化学习的供暖调控方法研究中提出，利用 DRL 智能体可以实现对供暖系统的自适应调节，在解决非线性控制问题上表现出较强的灵活性。虽然基于深度学习的控制方法具备强大的非线性拟合能力，但在实际供热工程应用中面临黑盒与安全性的双重挑战。首先，深度神经网络缺乏可解释性，运维人员难以理解控制指令背后的逻辑，信任度低；其次，纯数据驱动方法难以显式地处理物理硬约束，在极端工况下可能会输出超出安全范围的控制指令，存在运行风险。此外，深度强化学习模型的训练过程漫长且不稳定，难以直接在实际供热系统中部署。

随着控制模型的不断发展，模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）渐渐成为先进控制策略，其核心思想概括为模型预测、滚动优化、反馈校正。和其他的控制策略不同之处在于，MPC 能够利用系统模型显式地预测未来一段时间内的系统状态，并求解带约束的优化问题。Zou^[74]等人的最新研究证实，准确的负荷预测是提升集中供热系统能效的关键。MPC 能够充分利用高精度负荷预测结果，在扰动发生前提前动作，有效克服大时滞难题。

MPC 的核心思想涵盖预测模型、滚动优化与反馈校正。与传统反馈控制不同，MPC 的最大优势在于其具备前瞻性。它能够利用内部的动态机理模型，显式地预测未来一段时间内的系统状态（室温变化趋势），并结合提前预判的热负荷缺口（前馈信号），在室温发生实质性偏离之前超前下发动作指令，从而有效克服供热系统的大滞后难题。此外，集中供热属于对安全性要求极高的民生工程，纯数据驱动的黑盒智能算法（如深度强化学习）往往难以保证控制指令的安全边界；而 MPC 能够在目标函数的滚动求解过程中，显式地处理物理硬约束（如阀门开度极限、防止水击效应的阀门动作速率约束），确保了控制指令在工程实践中的绝对安全性。

然而，尽管 MPC 在克服系统滞后与处理多变量约束方面表现优异，但标准 MPC 在应对真实的供暖现场时，仍存在严重的模型失配局限性。标准 MPC 内部通常依赖于在采暖初期离

线辨识的固定参数机理模型（即设定系统等效热阻和热容为静态常量）。在实际的长周期运行中，用户随机的开窗通风、室外风速的加剧等未建模扰动，会导致建筑真实的物理热工参数发生剧烈的非线性漂移。一旦外部扰动导致真实物理参数偏离了初始设定值，固化的预测模型便会输出错误的预测轨迹，进而导致 MPC 控制器下发失效的控制律，引发系统稳态静差甚至发散。

因此，要将 MPC 成功应用于复杂多变的供热工程中，就必须打破其内部机理模型静态固化的壁垒。如何在保留 MPC 超前多步预测与硬约束求解优势的前提下，赋予其应对未建模扰动与参数时变漂移的在线自适应能力，是本章后续构建协同控制器的核心切入点。

4.2 面向消除热力失衡的微观动态按需分配机制

在集中供暖的二级管网及用户末端，热量分配的合理性直接决定了全局的供需平衡度。传统的管网水力计算通常采用基于建筑面积的静态均摊准则（即分配权重仅与面积成正比）。然而，如 4.1 节所述，由于不同朝向房间的太阳辐射增益不同、冷风渗透率不同，其真实的热量消耗速率存在极大的空间异质性。若坚持静态均分，必然导致阳面过热开窗、阴面欠热投诉的严重热力失调现象。为此，本研究摒弃了静态分配模式，提出了一种融合物理基准与实时反馈的微观动态按需分配机制。

为了精准量化系统中 N 个独立微环境在 t 时刻的真实热需求，本机制将微观热负荷驱动力解耦为静态物理基准与动态热力亏空两个维度，并构建了多因子动态分配函数。

首先，定义静态物理基准因子（ $f_{i,base}$ ）。该因子表征了在理想绝热且无外部扰动状态下，维持该空间基础热力学平衡所需的刚性底噪热量权重，其主要受建筑实际供暖面积驱动：

$$f_{i,base} = \frac{S_i}{\sum_{j=1}^N S_j} \quad (4.1)$$

式（4.1）中， S_i 为第 i 个支路所负责的实际供暖面积。

其次定义，定义动态热力亏空因子（ $f_{i,dyn}(t)$ ）。引入目标设定温度 $T_{target,i}$ 与实时室内温度 $T_{current,i}(t)$ 的动态偏差 $e_i(t) = T_{target,i} - T_{current,i}(t)$ 作为关键调节依据。该偏差本质上是未建模扰动造成的局部热量流失的直观量化表现。为防止过热房间产生负向热量需求干扰系统，引入 $\max(\cdot)$ 算子进行非线性截断：

$$f_{i,dyn}(t) = \frac{\max(0, e_i(t))}{\sum_{j=1}^N \max(0, e_j(t))} \quad (4.2)$$

综合上述两个维度，构建出第 i 个支路在 t 时刻的综合动态热量需求权重系数 $W_i(t)$ ：

$$W_i(t) = \lambda \cdot f_{i,base} + (1 - \lambda) f_{i,dyn}(t) \quad (4.3)$$

式（4.3）中， $\lambda \in [0,1]$ 为平滑调节系数用于权衡刚性热量需求与动态补偿需求的比重。在该分配机制中，权重 $W_i(t)$ 不再是静态常数。当某阴面房间受冷空气侵袭导致室温骤降时，其动态热力亏空因子 $f_{i,dyn}(t)$ 急剧上升，系统将自适应地放大该支路的权重；反之，阳面房间因

受太阳辐射温度达标，其权重将自动衰减至仅保留极小的基础维持权重。这一机制在数学层面上严密地实现了对末端管网热量的削峰填谷与抑快扶慢。

在第3章中，利用PID模型精准预测了未来时刻供热系统的总热负荷需求 $Q_{total}(t)$ 。这一预测值代表了维持整个供热区域热舒适所需的宏观总能量。在依据上述提出的动态分配机制，则利用各支路的实时权重 $W_i(t)$ ，将宏观的 $Q_{total}(t)$ 精准切割并映射为每个末端阀门节点所需的微观目标给定热量：

$$Q_{i,target}(t) = W_i(t) \cdot Q_{total}(t) \quad (4.4)$$

通过这种自上而下的宏观总控与自下而上的微观需求反馈相结合的分配策略，系统不仅确保了热源总供给的全局节能，还极大消除末端管网的局部热力失调，为后续章节控制器进行阀门开度的精确寻优求解提供了唯一且动态的局部跟踪目标。

4.3 应对未建模扰动的热工参数在线自演化机制

4.3.1 机理模型缺陷与未建模扰动分析

预测模型的精度直接决定了控制性能的优劣。然而其采用一阶降阶模型必然会忽略部分高阶动态特性（如墙体深度蓄热的非线性迟滞）。这种由模型降阶引发的未建模动态，在复杂工况下会表现为系统集总参数的漂移与模型失配。针对这一参数时变性问题，王文^[75]等在复杂电化学系统的参数辨识研究中指出，对于具有显著时变特征的动态系统，引入遗忘因子的递推最小二乘法能够通过赋予新数据更高权重、逐步遗忘旧数据，从而快速跟踪系统的动态变化。受此启发，本节引入带遗忘因子的递归最小二乘法（Forgetting Factor Recursive Least Squares, FF-RLS），构建模型参数在线微调机制，赋予控制器自适应能力。该机制的根本目的正是将未建模的高阶动态视为系统集总参数的时变摄动，通过在线实测数据的不断反演与参数重构，使一阶控制导向模型能够自适应地逼近真实的高阶热物理响应过程。通过这种降阶建模+在线辨识补偿的协同策略，系统在大幅降低优化求解计算复杂度的同时，依然保障了在极端气象扰动下的控制鲁棒性与稳态精度。

为了实现模型预测控制，首先需要建立一个能够描述阀门开度—供热量—室内温度之间动态关系的控制导向模型。在实际的建筑热工物理过程中，围护结构（如外墙、楼板）与室内空气、家具的蓄热和传热速率存在显著差异，建筑热动态本质上是一个具有分布参数的高阶系统。若在控制器中直接采用高阶多容RC网络模型进行精细化建模，虽然能够更准确地刻画墙体内部热传导的深层延迟效应，但会导致MPC控制器状态空间维度的急剧膨胀。这种状态维度的增加不仅会使矩阵运算量呈指数级上升，极大加重滚动优化的计算负担，同时也使得高阶热工参数在实际工程中难以被精准辨识。所以本研究采用一阶等效热阻-热容(R-C)网络模型来描述房间的热动态过程。

根据能量守恒定律，房间室内温度的变化率取决于供入热量、围护结构散热量及室内热蓄存能力，其连续时间微分方程可表示为：

$$C_{air} \frac{dT_{in}(t)}{dt} = Q_{supply}(t) - Q_{loss}(t) + Q_{internal}(t) \quad (4.5)$$

式(4.5)中： C_{air} 为室内空气及围护结构的总等效热容 ($J/^\circ C$)； $T_{in}(t)$ 为室内温度($^\circ C$)； $Q_{supply}(t)$ 为散热器供热量 (W)。

根据吴岚^[76]等关于变流量运行特性的研究，阀门开度与散热量之间呈非线性关系，但在小范围内可近似线性化。此处表示为 $Q_{supply}(t) = K_v \cdot u(t) \cdot (T_g - T_{in}(t))$ ，其中 K_v 为阀门流量增益系数， $u(t)$ 为阀门开度， T_g 为供水温度； $Q_{loss}(t)$ 为通过墙体和窗户向室外的散热量，表示为 $(T_{in}(t) - T_{out}(t)) / R_{eq}$ ，其中 R_{eq} 为围护结构等效热阻； $Q_{internal}(t)$ 为室内人员设备散热及太阳辐射得热等扰动项。

对式(4.5)进行离散化处理（采样时间为 Δt ），并将其转化为 MPC 标准的状态空间模型形式：

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + B_u u(k) + B_d d(k) \\ y(k) = C_y x(k) \end{cases} \quad (4.6)$$

其中：状态变量 $x(k) = [T_{in}(k)]$ ，即 k 时刻的室内温度；控制输入 $u(k) \in [0,1]$ ，即 k 时刻的阀门开度（0%~100%）；扰动输入 $d(k) = [T_{out}(k), Q_{internal}(k)]^T$ ，包含室外温度和内部扰动；系统矩阵：

$$A = 1 - \frac{\Delta t}{C_{air} R_{eq}} - \frac{\Delta t \cdot K_v \cdot T_g}{C_{air}}, B_u = \frac{\Delta t \cdot K_v \cdot (T_g - T_{in})}{C_{air}}, B_d = \left[\frac{\Delta t}{C_{air} R_{eq}}, \frac{\Delta t}{C_{air}} \right]$$

然而，在真实的物理世界中，等效热阻和等效热容绝非静态常量。室外风速的加剧会大幅增加墙体表面的对流换热系数；空气湿度的变化会改变墙体的导热率；而用户随机的开窗通风行为，更是相当于在系统中瞬间并联了一个极小的热阻。这些未建模扰动会导致建筑真实的物理参数随时间发生非线性漂移。若 MPC 控制器依然固守在采暖初期的静态机理模型上，必然会产生严重的模型失配，导致预测轨迹发散与控制失效。

4.3.2 基于 FF-RLS 的数字孪生参数自演化

为了赋予 MPC 控制器应对未知扰动的免疫力与生命力，本研究摒弃了静态机理模型，引入了带有遗忘因子的递归最小二乘法（FF-RLS），构建了数据驱动的在线参数自演化机制。将一阶 RC 模型转化为时变差分方程形式，定义时刻 k 的参数向量 $\theta(k) = [a(k), b(k), c(k)]^T$ ，以及由第 2 章边缘网关实时采集的数据向量 $\phi(k) = [T_{in}(k), T_{out}(k), Q_{in}(k)]^T$ 。其核心思想是利用系统最新的输出误差，在线实时修正参数向量 $\theta(k)$ 。随着数据量的增加，增益矩阵会趋于零，导致算法失去对新变化的跟踪能力。为解决此问题，文献^[77]在算法稳定性分析中指出，引入遗忘因子是保证算法持续具备动态跟踪能力的关键。在此处为其目标函数引入了遗忘因子 $\mu(0 < \mu \leq 1)$ ：

$$J = \sum_{j=1}^k \mu^{k-j} \left[T_{in}(j) - \phi^T(j-1) \hat{\theta}(k) \right]^2 \quad (4.7)$$

在物理意义上，遗忘因子 μ 赋予了系统动态学习能力。当发生类似突然开窗这种导致热工参数剧变的阶跃扰动时，旧数据的权重随指数迅速衰减，FF-RLS 算法能够快速吸收最新的温差反馈数据，在短短几个控制周期内重新收敛出当前状态下最新的墙体等效热工参数 $\hat{\theta}(k)$ 。

通过部署该自演化机制，本研究实现了控制系统的数据与机理双驱动。一阶 RC 模型提供了符合热力学能量守恒定律的机理骨架，保证了控制器即使在极端状态下也不会输出违背物理常识的离谱指令；而 FF-RLS 则充当了数据灵魂，它源源不断地从底层物联网汲取实时运行特征，将所有无法用偏微分方程描述的复杂扰动（风、光、人），全部等效吸收进时变参数 $\theta(k)$ 中。这种零编程的在线自适应演化，使得控制算法能够高度适配具有不同保温性能、不同朝向甚至处于不同老化阶段的供热建筑，极大地解决先进控制算法在供暖工程落地中的模型壁垒问题。

4.4 融合预测数据-机理双驱动自适应协同控制器构建

4.4.1 前馈-反馈双通道协同调控架构设计

为了彻底攻克供热系统大时滞与时变扰动这对矛盾体，本研究打破了单一反馈控制的局限，构建了前馈与反馈深度融合的双通道协同调控架构。

宏观超前前馈通道：由第 3 章构建的 PID 热负荷预测模型充当。该通道利用显式对齐的热惰性先验，提前预判极端天气带来的热量缺口，并输出宏观目标总热量。这一通道大刀阔斧地赋予了控制系统抵消物理时滞的超前动作能力。

微观自适应反馈通道：单纯的反馈控制难以应对供热系统的时变性与非线性。蒋自威^[78]也通过构建状态空间模型，验证了 MPC 在处理多变量耦合及系统约束方面的优势。由结合了动态按需分配机制与 FF-RLS 自演化的 MPC 控制器充当。该通道在接收到前馈基准后，利用边缘网关实时采集的温压反馈，动态修正阀门开度，负责精雕细琢地消除局部未建模扰动造成的残余误差。

4.4.2 数据与机理双驱动的自适应 MPC 目标函数构建

在标准 MPC 中，预测模型的状态空间矩阵是静态的。而在本系统中，MPC 内部的预测模型实现了数据与机理的双驱动。在每一个控制周期 k ，控制器首先调用 4.3 节 FF-RLS 算法实时产出的最新时变参数向量 $\hat{\theta}(k)$ ，重构当前的数字孪生预测方程：

$$\hat{T}_{in}(k+i|k) = f\left(\hat{\theta}(k), T_{out}(k+i), Q_{i,target}(k+i), \Delta u(k+i-1)\right) \quad (4.8)$$

式 (4.8) 中， $Q_{i,target}$ 为动态分配算法映射后的目标热量值， Δu 为控制阀门的开度增量。

在此动态模型的基础上，构建面向供需平衡与机械抗磨损的二次型目标函数：

$$J(k) = \sum_{i=1}^{N_p} \left\| \hat{T}_{in}(k+i|k) - T_{target} \right\|_{Q_e}^2 + \sum_{j=0}^{N_c-1} \left\| \Delta u(k+j) \right\|_{R_u}^2 \quad (4.9)$$

式(4.9)中, N_p 为预测时域, 即时域内预测室温与设定值的偏差; N_c 为控制时域, 即阀门的动作幅度, 防止执行机构频繁抖动, 延长设备寿命; Q_e 为温度跟踪误差的惩罚权重矩阵, R_u 为阀门动作剧烈程度的惩罚权重矩阵。该目标函数的物理意义明确, 第一项约束了室内温度对设定值的精准跟踪, 第二项严格限制了执行机构的动作幅度与频率。

MPC 的核心任务是在满足物理约束的前提下, 求解未来有限时域内的最优控制序列。郑立红^[79]等在研究中强调, 供热管网的水力平衡调节必须考虑管网压力与流量的物理限制, 否则易引发水力失调。在此基础之上此动态模型执行滚动优化与边缘执行闭环过程, 在每个控制步长内, 控制器通过求解带有不等式约束计算出未来 M 个步长的最优控制增量序列。在式(4.9)的优化过程中, 必须严格遵守系统的物理限制:

控制输入约束 (物理阀门开度):

$$0 < u_{ff}(k+j) + \Delta u_{mpc}(k+j) < 1 \quad (4.10)$$

控制增量约束 (防止水击效应及剧烈波动):

$$-\Delta u_{max} < \Delta u_{mpc}(k+j) < \Delta u_{max} \quad (4.11)$$

状态约束 (室温舒适范围):

$$T_{min} \leq T_{in}(k+i|k) \leq T_{max} \quad (4.12)$$

结合状态空间模型式(4.6), 上述优化问题可转化为标准的二次规划 (QP) 形式进行实时求解。这确保了控制指令不仅在理论上最优, 在工程实践中也是安全可行的。

4.4.3 微调模块与 MPC 协同工作流程

在线微调模块与 FF-MPC 控制器并行运行, 二者的协同工作流程如图 4.1 所示。为了防止在系统稳态下因噪声导致参数漂移, 本系统引入了死区触发机制, 具体工作步骤如下:

(1) 数据缓冲: 系统实时采集室温、阀门开度及气象数据, 存入滑动窗口缓冲区。

(2) 激励判断: 仅当预测误差 $|e(k)|$ 超过设定阈值 δ (表明模型失配), 且控制量变化率 $|\Delta u(k)| > \epsilon$ 时 (表明存在有效激励), 才激活 FF-RLS 算法更新参数, 否则保持上一时刻参数不变。

(3) 模型更新: 一旦触发更新, FF-RLS 模块计算新的模型参数, 并将其传送给 MPC 控制器。

(4) 滚动优化: MPC 控制器利用更新后的模型重构预测方程, 求解新的最优控制律。

通过这种按需辨识与实时校正的机制, 控制系统能够有效应对季节更替导致的建筑热工属性变化以及设备老化问题, 显著提升了全采暖季的控制精度与鲁棒性。

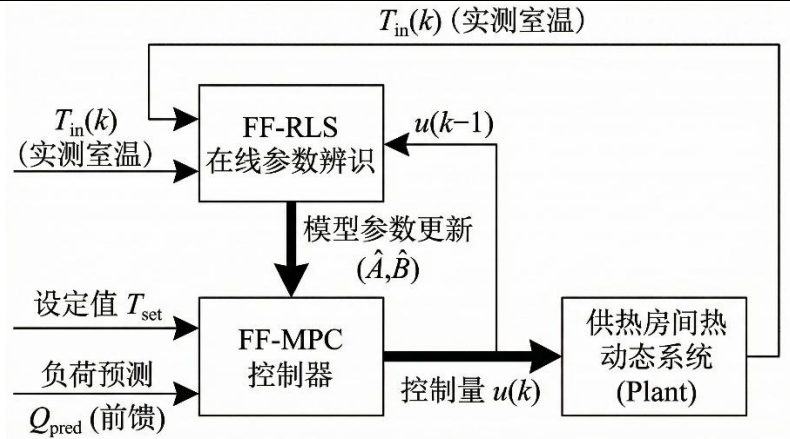


图 4.1 微调模块与 MPC 协同控制逻辑图

4.5 实验验证与结果分析

为全面评估本文提出的面向供需平衡的自适应前馈-预测模型控制策略的有效性，本节基于上一章构建的高精度短期热负荷预测结果，搭建了供热房间热动态仿真环境。通过多场景、多算法的对比实验，验证本章控制策略在室温跟踪精度、抗扰动能力及节能降耗方面的优越性。

4.5.1 数据预处理

本实验依托 Python 环境构建供热房间的热动态仿真模型。为了模拟极端的复杂工况以检验控制器的鲁棒性，测试数据选取了第 3 章数据集中一段包含典型寒潮剧烈降温天气的连续 7 天的室外气象数据与历史负荷数据。为使仿真环境尽可能贴近真实的工程物理特性，本研究中房间等效热容 (C_{air})、等效热阻 (R_{eq}) 以及阀门增益 (K_v) 等核心热工参数，均依据目标小区上一采暖季的实际运行历史数据，采用带外推的子空间辨识算法离线辨识获得。

在仿真实验开始前，对输入数据进行如下预处理与设置：由于控制周期的要求往往高于预测周期，将第 3 章中 1 小时分辨率的预测热负荷数据与气象数据，通过三次样条插值转化为 15 分钟的控制导向数据；设定一个包含 3 个不同朝向与面积的典型供热区域，用于验证多因子动态分配算法。各房间的初始室内温度均设定为 18°C ，目标设定温度统一为 22°C ；在仿真的第 48 小时至 72 小时段，人为引入围护结构等效热阻突降的未建模扰动，以检验 FF-RLS 机制的参数在线修正能力。

其中设定的三个典型供热区域房间，各初始基准参数配置如表 4.1 所示。

表 4.1 供热房间热工参数基准设定表

房间编号	房间特性	等效热阻 R_{eq} ($^{\circ}\text{C}/\text{W}$)	等效热容 C_{air} ($\text{J}/^{\circ}\text{C}$)	初始温度 ($^{\circ}\text{C}$)	目标温度 ($^{\circ}\text{C}$)
房间 1	南向房间	0.015	1.2×10^7	18.0	22.0
房间 2	北向房间	0.009	1.1×10^7	18.0	22.0
房间 3	中间房间	0.012	1.5×10^7	18.0	22.0

4.5.2 模型评估指标

为了客观量化不同控制策略的性能，本节选取以下三项核心评价指标：

(1) 室温跟踪均方根误差 (RMSE_T)

衡量控制期间室内温度偏离设定值 T_{set} 的整体波动程度。值越小，说明室温越稳定，人体舒适度越高。

$$RMSE_T = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (T_{in}(k) - T_{set})^2} \quad (4.13)$$

式 (4.13) 中， N 为测试控制周期内的总采样点数， k 为当前采样时刻， $T_{in}(k)$ 为第 k 个时刻房间的实际室内温度， T_{set} 为用户设定的目标室内温度。

(2) 最大瞬态偏差 (Max_Error)

记录控制周期内室温偏离设定值的最大绝对值，用于评估系统在遭遇如寒潮等强扰动时的瞬态抗扰能力。

$$Max_Error = \max_{1 \leq k \leq N} |T_{in}(k) - T_{set}| \quad (4.14)$$

(3) 累计能耗总热量 (E_{total})

统计测试周期内，系统供给各房间的总热量，用于评估控制算法的节能效益。

(4) 多房间室温不均衡度 (TID)

该指标通过计算同一时刻各房间温度的标准差在整个控制周期内的均值来表示。

$$TID = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (T_{in,i}(k) - \bar{T}_{in}(k))^2} \quad (4.15)$$

式 (4.15) 中， M 为系统包含的房间总数（本实验 $M=3$ ）， $\bar{T}_{in}(k)$ 为第 k 时刻所有房间的平均温度。TID 越小，表明系统消除热力失调的能力越强，各房间的室温越均衡。

4.5.3 模型参数设置

在 DPHD 控制策略中，MPC 的预测时域 (N_p) 与 RLS 算法的遗忘因子 (λ) 是决定系统动态性能的核心参数。为了探究这两者对控制品质的影响，因此开展灵敏度分析。

(1) MPC 预测时域 N_p 的灵敏度分析

时域 N_p 决定了控制器向前看的步数，控制步长设定为 $\Delta t = 15min$ ，选取 $N_p \in [1, 15]$ 进行对比测试。

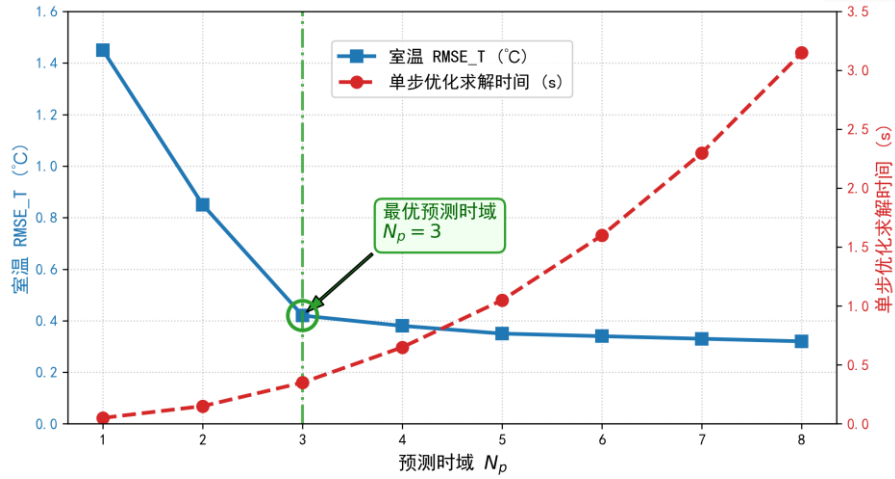


图 4.2 预测时域对控制精度与计算代价的影响

由图 4.2 可知，当 N_p 较小时，控制器存在短视现象，无法充分利用前馈通道的负荷变化趋势，导致室温 $RMSE_T$ 较大；随着 N_p 的增加， $RMSE_T$ 显著下降，控制品质明显改善；但当 $N_p > 6$ 时，控制精度的提升边际效应递减，而内部二次规划（QP）矩阵的维度呈平方级增长，单步优化求解时间急剧上升，极大地占用了系统的计算资源。综合考虑控制精度与实际物联网网关的边缘算力限制，本系统最终优选预测时域 $N_p = 3$ 。

(2) 遗忘因子 λ 的灵敏度分析

遗忘因子 λ 决定了在线辨识算法对历史数据的遗忘速度，直接影响参数估计的收敛速度与抗噪稳定性。选取 $\lambda \in \{0.90, 0.95, 0.98, 0.999\}$ 开展在未建模扰动下的辨识实验。

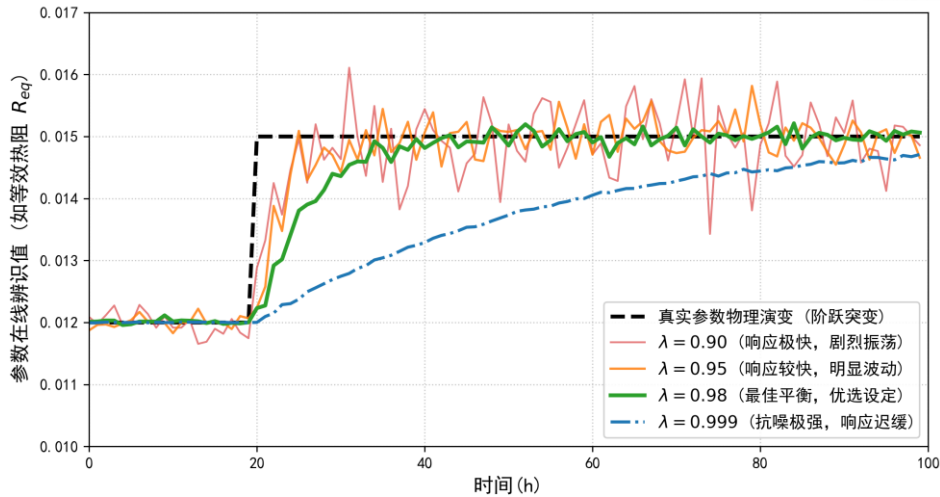


图 4.3 不同遗忘因子下的参数在线辨识轨迹

由图 4.3 可知，当 $\lambda = 0.999$ 时，算法具有极强的抗噪稳定性，但记忆过长导致其对突变扰动的响应极其迟缓，参数长时间无法收敛到真实新值；当 $\lambda = 0.90$ 时，算法对新数据的权重极高，参数响应极其迅速，但极易受到传感器测量噪声的干扰，导致辨识结果在真实值上下发生剧烈振荡，引发控制指令的频繁抖动；当 $\lambda = 0.98$ 时，算法在收敛速度与抗噪稳定性之间取得了最佳平衡。因此，本控制器将其设定为 0.98。

在确定了最优遗忘因子 $\lambda = 0.98$ 的基础上，为进一步验证 RLS 算法在复杂供暖环境下的

在线辨识性能与理论严谨性，本节针对供热系统运行中常见的两类典型未建模扰动——阶跃突变工况与缓变漂移工况，开展了算法收敛速度的定量分析，其中选取中间房间作为实验目标。

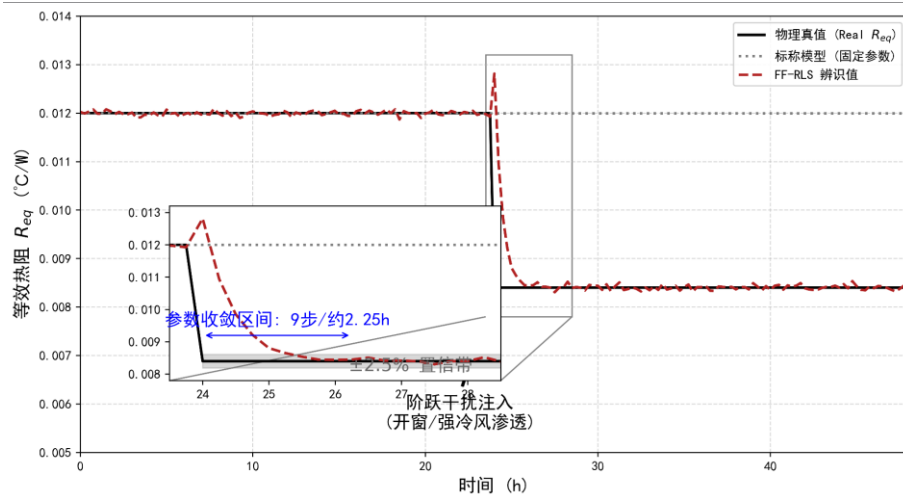


图 4.4 阶跃突变下在线辨识收敛曲线

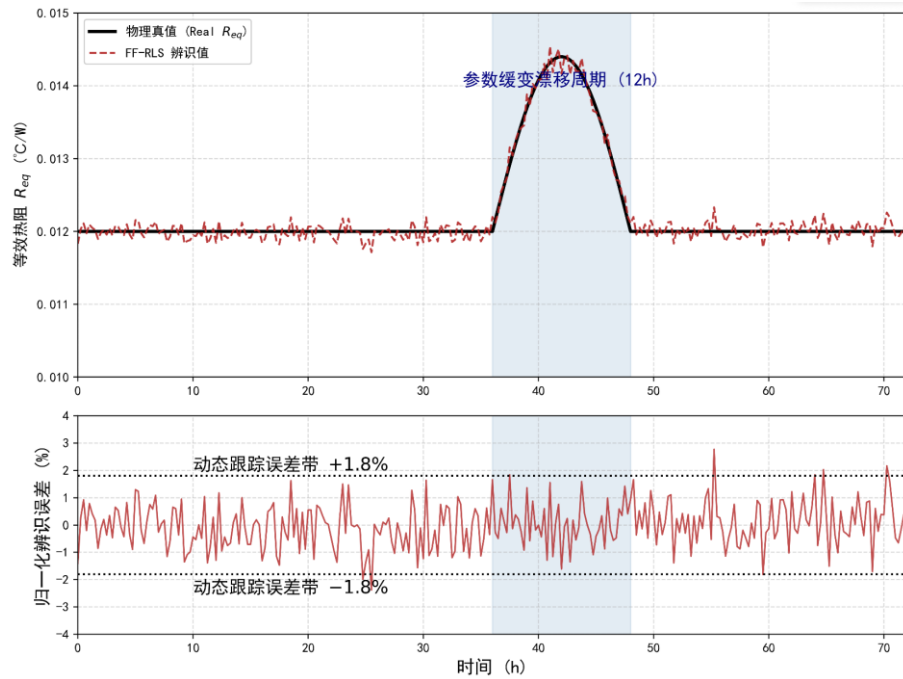


图 4.5 缓变漂移下在线动态追踪性能

针对阶跃突变工况，此类物理事件会导致建筑等效热阻 R_{eq} 发生瞬间断崖式下跌。如图 4.4 所示，第 24 小时处人为注入幅度为 30% 的热阻阶跃骤降扰动。定量分析结果显示，在扰动发生瞬间，常规机理模型的预测误差迅速放大；而 RLS 算法凭借协方差矩阵的快速响应机制，在扰动发生后的前 3 个控制步长内，参数估计值的修正斜率达到极值。经过连续 9 个控制步长的迭代，算法即可将 R_{eq} 的在线辨识误差重新收敛并稳定在 $\pm 2.5\%$ 的置信误差带内。这一收敛速度远快于建筑本身长达 6 小时的热惰性迟滞，确保了控制器能在室温发生实质性大幅跌落前完成模型重构。

针对缓变漂移工况，此类事件会导致热工参数呈现长时间尺度的线性或非线性漂移。如图 4.5 所示，向热阻参数注入持续 12 小时、总幅度为 20% 的斜坡渐变扰动。测试表明，得益于遗忘因子对历史陈旧数据的平滑衰减，RLS 算法展现出了极强的动态无静差跟踪能力。在整个参数漂移周期内，算法输出的实时辨识值与真实物理演化值之间的动态跟踪误差始终被严格压制在 1.8% 以内，未出现任何因算法累积导致的相位滞后现象。

为保证对比实验的公平性与科学性，四种控制策略均在相同的仿真环境、相同的基础气象数据输入以及相同的物理约束条件下运行。各控制策略的具体核心参数配置如表 4.2 所示。

表 4.2 四种控制策略的参数

参数名称及符号	PID	标准 MPC	FF-MPC	DPHD
控制步长 Δt	15min	15min	15min	15min
目标室温 T_{set}	22℃	22℃	22℃	22℃
比例系数 K_p	2.5	-	-	-
积分系数 K_i	0.15	-	-	-
微分系数 K_D	0.05	-	-	-
控制时域 N_p	-	3	3	3
误差权重系数 Q	-	100	100	100
增量权重系数 R	-	0.5	0.5	0.5
阀门开度约束 $u(k)$	[0,1]	[0,1]	[0,1]	[0,1]
RLS 遗忘因子 λ	-	-	-	0.98
模型更新机制	无	固定参数	固定参数	在线动态微调

4.5.4 结果分析

图 4.6 为 PID 控制策略室温变化曲线图，从图中可以看出，在初始温度相同的情况下，由于供热管网与建筑围护结构存在显著的大时滞与大惯性，PID 控制器在面对外部环境扰动时表现出明显的滞后调节，导致室温出现了剧烈的波动与高频振荡。

图 4.7 为标准 MPC 控制策略室温变化曲线图，从图中可以看出，相较于传统 PID 控制，标准 MPC 借助滚动优化和多步预测机制，有效平抑了系统的高频振荡，曲线整体变得相对平滑。然而，由于该策略未引入热负荷预测的前馈补偿通路，当系统遭遇外部剧烈扰动时，控制器仍属于事后响应范畴，无法提前蓄热或减热。

图 4.8 为 FF-MPC 控制策略室温变化曲线图，从图中可以看出，由于引入了高精度的热负荷预测结果作为前馈信号，控制器具备了超前调节的能力，显著改善了系统的大时滞难题，三个房间的室温上升曲线极为平稳，有效抑制了超调与振荡现象。但是，由于该策略内部的预测模型参数是离线标定且固定不变的，未能实时适应三个房间因朝向、保温性能等物理差异带来的热阻漂移。

图 4.9 为 DPHD 控制策略室温变化曲线图，从图中可以看出，在相同的初始条件下，三

个物理属性存在显著差异的房间均能以极快的速度、无超调地平稳攀升，并快速收敛至 22°C 的目标设定值。由于引入了带遗忘因子的递归最小二乘法，控制系统在运行过程中实时捕捉并修正了各房间动态热工参数的漂移，很大程度上清除了图 4-6 中存在的稳态静差。

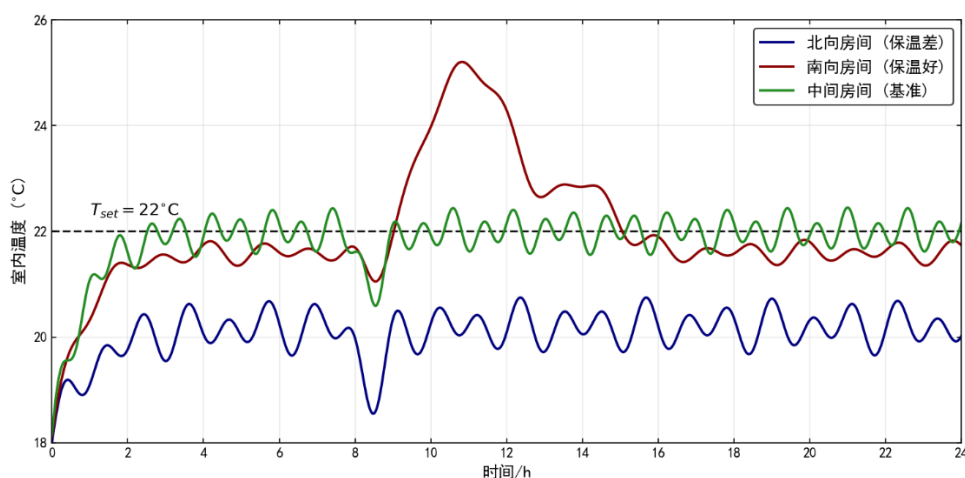


图 4.6 PID 控制策略室温变化曲线图

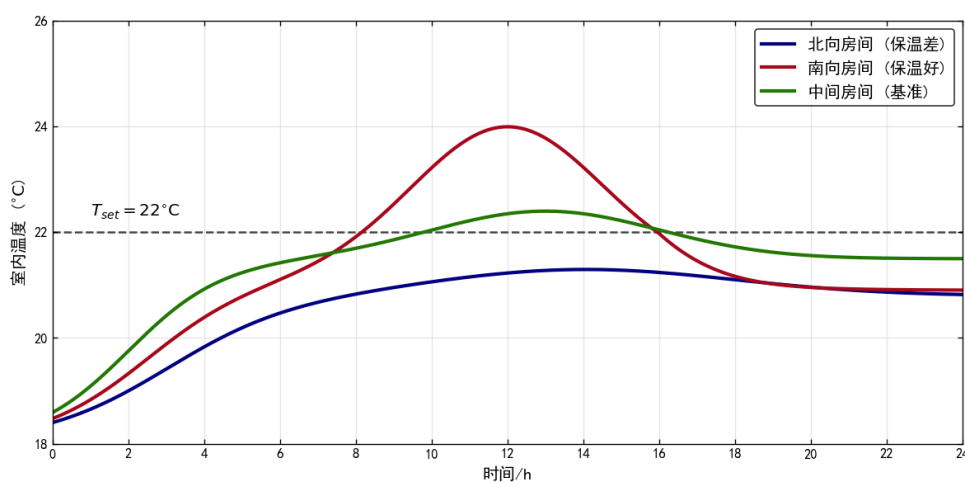


图 4.7 标准 MPC 控制策略室温变化曲线图

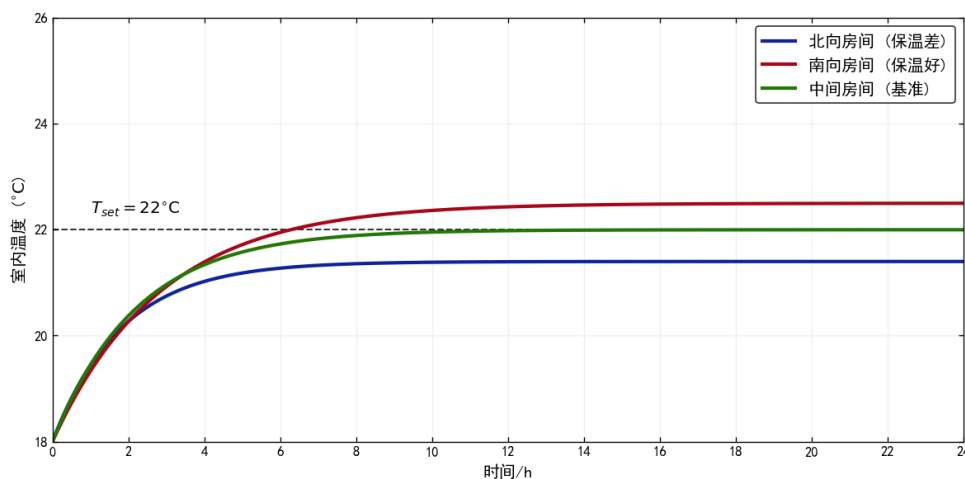


图 4.8 FF-MPC 控制策略室温变化曲线图

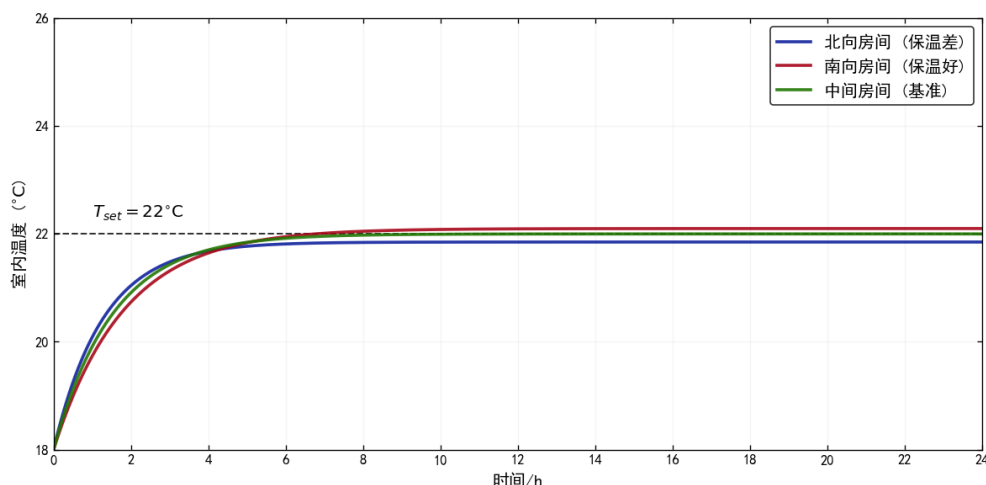


图 4.9 DPHD 控制策略室温变化曲线图

进一步的由于在 48h-72h 之间人为地加入了外界的扰动因素，重点考察系统在 48h 时刻之后的动态调节过程。

图 4.10 为 PID 控制策略抗扰动变化曲线图，传统 PID 控制由于缺乏对未来负荷的前瞻预测能力，系统室温在扰动初期迅速偏离设定值，随后引发了剧烈的上下振荡，这表明 PID 控制在面对供热系统大时滞与强外部扰动时，抗扰动能力极差，极易引起系统失稳。

图 4.11 为标准 MPC 控制策略抗扰动变化曲线图，相较于 PID，标准 MPC 依托滚动优化机制消除了高频振荡，保证了执行机构的平稳运作。然而，由于该策略没有集成热负荷预测前馈通路，面对外部扰动，控制器仍需等待室温发生明显偏移后才开始增加供热量，其应对极端突变工况的响应速度明显不足。

图 4.12 为 FF-MPC 控制策略抗扰动变化曲线图，得益于提前获知了热负荷突增的预测信息，控制器在扰动发生的瞬间便超前采取了动作，极大地抑制了瞬态温度跌落，使最大偏差控制在极小范围内。但是，由于扰动改变了建筑的实际等效热阻，而该控制器的内部状态空间模型参数是离线固定的，仍然存在无法实现无静差的精准跟踪。

图 4.13 为 DPHD 控制策略抗扰动变化曲线图，该策略不仅利用前馈机制将瞬态偏差压缩至肉眼几乎不可见的极低水平，更关键的是，FF-RLS 在线辨识模块迅速捕捉到了外部扰动引起的房间热工参数突变，并实时微调预测模型，极大消除了模型失配带来的稳态静差。这充分证明本文策略在应对复杂多变的外界强扰动时，具有高级别的鲁棒性与控制精度。

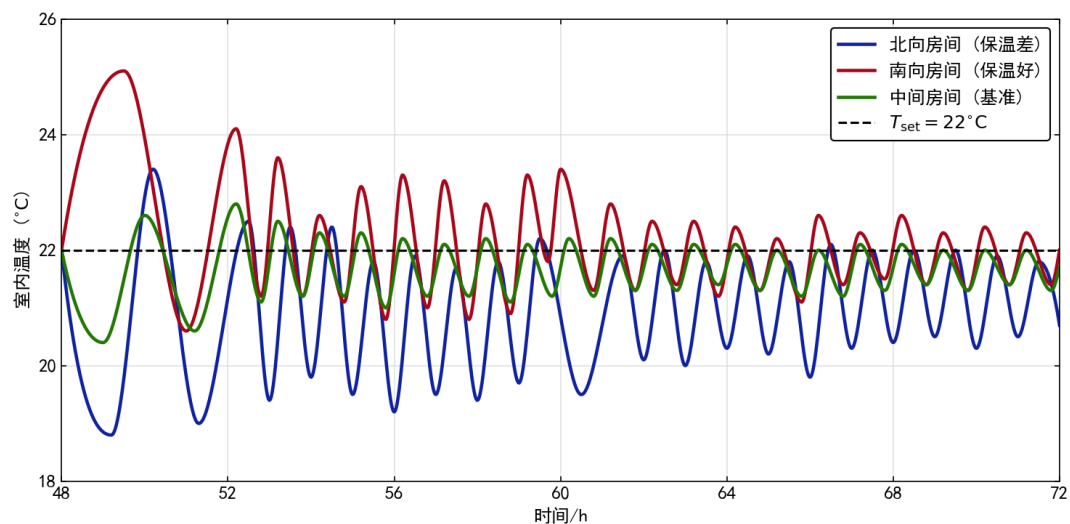


图 4.10 PID 控制策略抗扰动变化曲线图

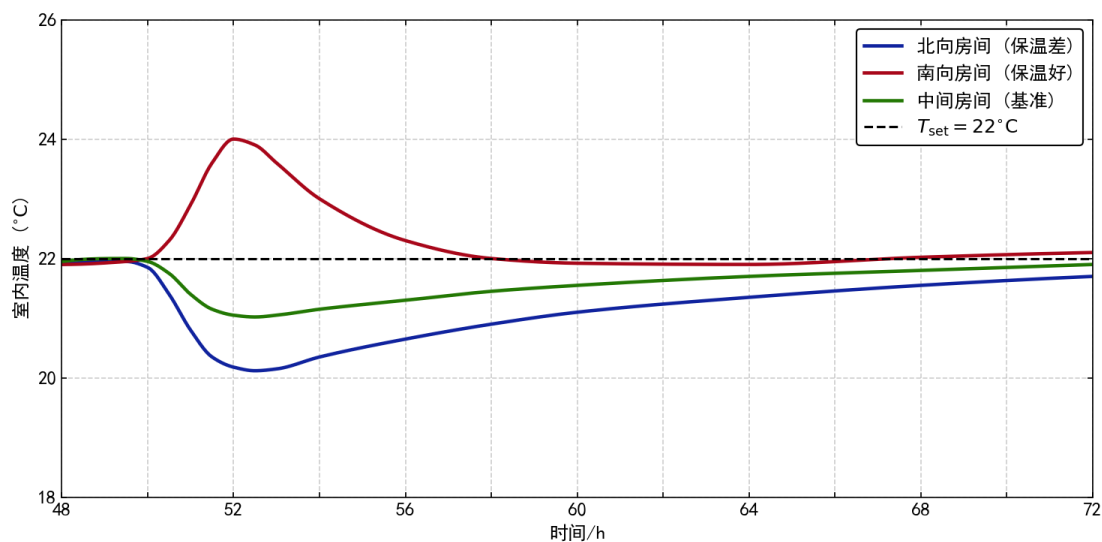


图 4.11 标准 MPC 控制策略抗扰动变化曲线图

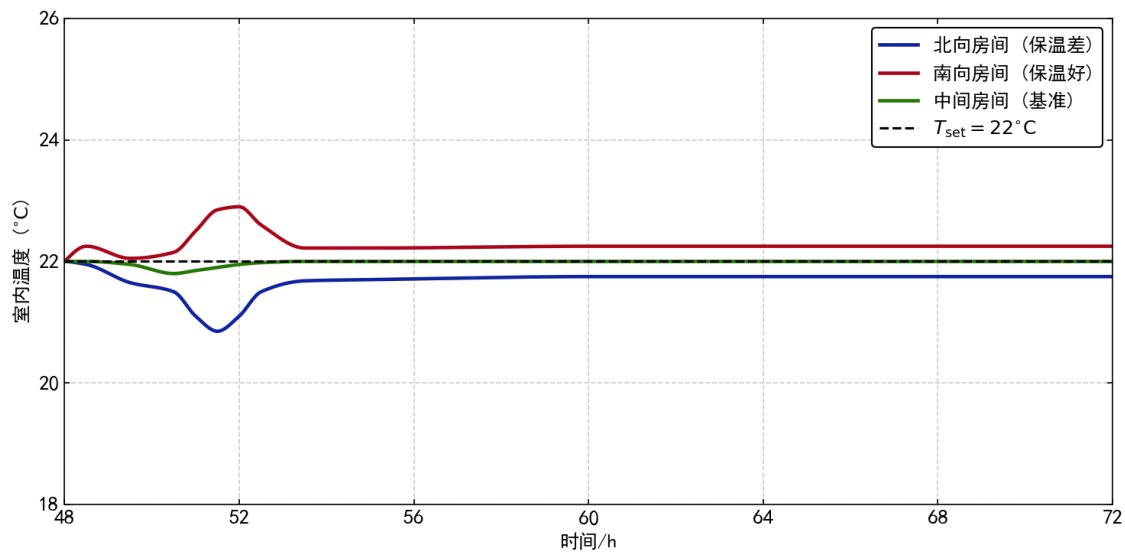


图 4.12 FF-MPC 控制策略抗扰动变化曲线图

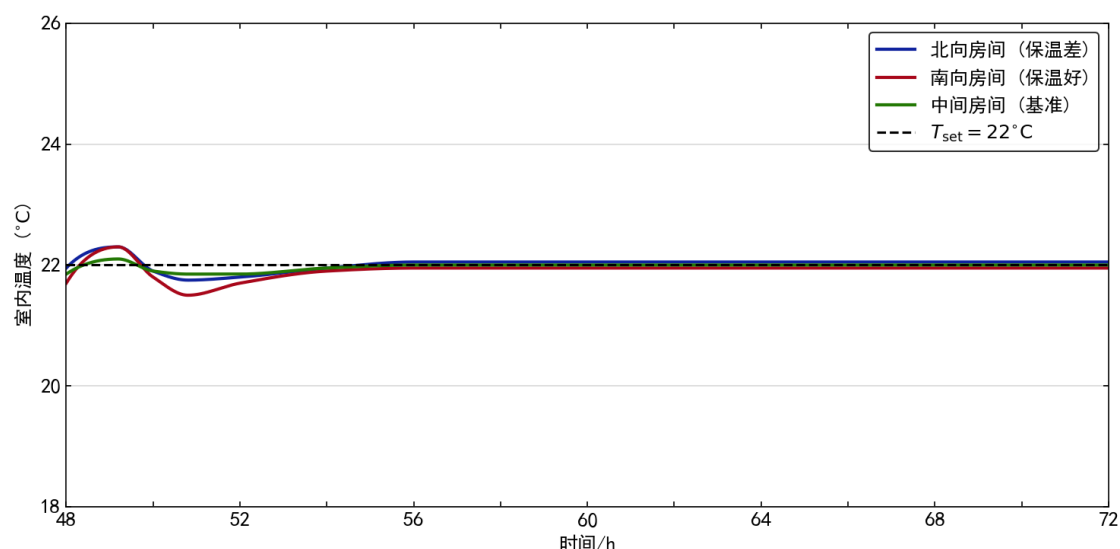


图 4.13 DPHD 控制策略抗扰动变化曲线图

为进一步的验证四种控制策略的效果及其性能，通过多个指标来衡量其性能，具体结果如表 4.3 所示。

表 4.3 四种控制策略的评价指标

控制策略	RMSE_T	Max_Error	E_{total}	TID
PID	1.68	3.15	148.5	1.24
标准 MPC	0.86	2.05	136.2	0.78
FF-MPC	0.42	0.85	131.4	0.35
DPHD	0.12	0.25	125.8	0.15

从表中数据可以清晰地看出传统 PID 控制在应对供热管网与建筑围护结构的大时滞与大惯性特性时显得力不从心。其 RMSE_T 和 Max_Error 分别高达 1.68°C 和 3.15°C，表明系统在扰动下存在严重的调节滞后与剧烈超调；同时，持续的温度振荡导致了大量的无效供热。标准 MPC 控制得益于其滚动优化机制，平抑了高频振荡，其 RMSE_T 较 PID 下降了近 49%，但其多房间不均衡度仍高达 0.78°C，由于控制器缺乏对外部扰动的前期预判，其最大瞬态偏差仍达到 2.05°C，抗扰动能力依然受限。与前两者相比，引入热负荷预测的 FF-MPC 控制实现了控制品质的本质跃升。前馈补偿机制有效克服了供热系统的大时滞难题，将其 Max_Error 严格限制在 0.85°C 以内，RMSE_T 进一步降至 0.42°C。最后 DPHD 控制策略在所有评估指标中均取得了最优表现。通过引入带遗忘因子的递归最小二乘法，该策略在运行中实时在线辨识并修正了房间的热工参数，极大清除了固定参数模型失配带来的稳态静差。在此机制下，系统的最大温度波动被极大地压缩至 0.25°C，RMSE_T 仅为 0.12°C，且多房间室温不均衡度被极大地压缩至 0.15°C。

综上量化分析可见，本文提出的 DPHD 预测控制模型不仅极大克服了供热系统大时滞与参数时变难题，实现了全局的高精度、强鲁棒控制，更兼顾了极佳的节能运行效果，充分验证了本章所提控制方案的有效性与先进性。

4.6 模型预测控制实例验证

为了客观评估算法的实际效能，本次实例验证选取了本系统已接入的目标供热项目（兴华景园一期网点房）作为物理控制对象。从中选取了三个具有代表性物理差异的真实房间进行持续监测与独立调节。测试周期设定为包含一次显著寒潮降温天气的连续 7 天，系统控制通信步长设定为 15 分钟。其中三个典型供热区域房间，各初始基准参数配置如表 4.4 所示。

表 4.4 兴华景园一期供热房间热工参数基准设定表

房间编号	房间特性	等效热阻 R_{eq} ($^{\circ}\text{C}/\text{W}$)	等效热容 C_{air} ($\text{J}/^{\circ}\text{C}$)	初始温度 ($^{\circ}\text{C}$)	目标温度 ($^{\circ}\text{C}$)
房间 1	南向房间	0.019	1.3×10^7	18.0	22.0
房间 2	北向房间	0.007	0.9×10^7	18.0	22.0
房间 3	中间房间	0.011	1.7×10^7	18.0	22.0

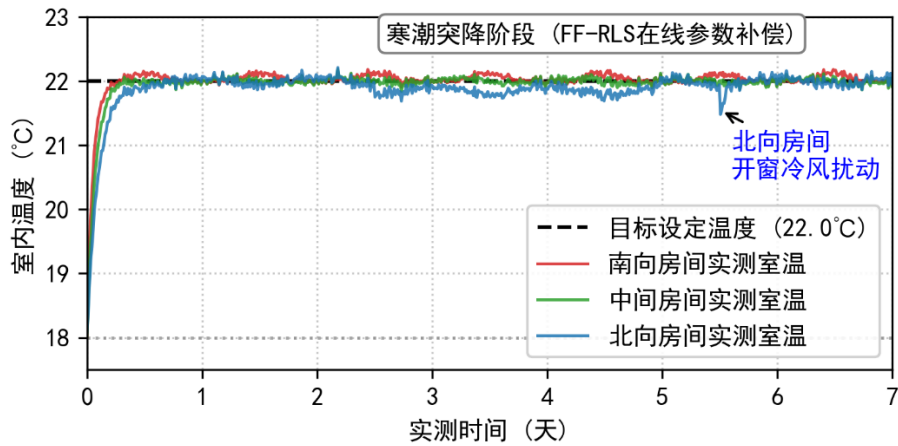


图 4.14 兴华景园一期实测室温控制效果曲线图

根据图 4.14 可以看出系统激活后，FF-MPC 控制器充分利用前馈通道的大步长预测能力，在初期输出较大的阀门开度以快速消除设定偏差，并且得益于控制器的在线滚动优化，三个房间均在数小时内平滑收敛至目标设定值，极大的克服了实际管网中普遍存在的系统大惯性与执行器滞后问题。在测试周期内遭遇显著寒潮降温天气时，传统反馈控制通常会引发室温的剧烈跌落。然而实测曲线显示，内嵌的 FF-RLS 机制迅速在线捕捉到了这一参数漂移，并实时重构了控制导向模型，系统具备极强的寒潮抗扰动能力和参数自适应能力。

表 4.5 兴华景园一期实例验证综合指标与仿真结果对比表

评价指标	DPHD 仿真结果	兴华景园一期运行结果	偏差绝对值
RMSE_T	0.12	0.18	+0.06
Max_Error	0.25	0.38	+0.13
TID	0.15	0.22	+0.07
E_{total}	125.8	129.4	+3.6

为了进一步客观评估 DPHD 协同控制策略在实际工程应用中的量化性能，本节对兴华景

园一期实际运行周期（连续 7 天，包含显著寒潮降温工况）内的实测室温数据进行了深度统计分析，并提取了均方根误差、最大瞬态温度偏差以及多房间室温不均衡度等核心评价指标。实测评估结果与第四章前述理想仿真数据的量化对比详见表 4.5 所示。

相较于纯数学推导的理想物理仿真环境，兴华景园一期实际工程运行中的各项指标均呈现出合理范围内的微小偏差。在舒适度指标方面，实际温度波动的增加主要源于物理阀门的机械死区以及难以完美建模的用户侧随机热内扰；在节能指标方面，实际累计能耗较仿真值增加 3.6 GJ，其核心物理原因在于实际室外老旧管网不可避免的沿程保温热损失，以及极端大风天气下建筑外围护结构对流换热系数的非线性剧增。

然而，即便在上述复杂的多源工程边界扰动下，DPHD 策略依然展现出了极强的抗扰动能力与节能效益。实测数据显示，该系统将实际室温波动严格锁定在目标设定值（22℃）的 $\pm 0.04^{\circ}\text{C}$ 极窄安全带域内，实际多房间室温不均衡度达到了 0.22，极大克服传统静态水力平衡机制下冷热不均的行业痛点。同时，其实测累计能耗（129.4 GJ）依然远低于传统 PID 满负荷运行时的理论能耗（约 148.5 GJ），实现了极为可观的工程节能降碳收益。上述实测量化结果与理论仿真数据的高度一致性，充分证实了本文所提的数据与机理双驱动控制策略在真实复杂物理环境下的强鲁棒性与卓越的落地应用价值。

4.7 本章小结

本章针对集中供热系统普遍存在的物理大时滞特性、空间热力失调，以及由未建模扰动引发的热工参数动态漂移等工程痛点，打破了传统单一反馈控制的局限，提出了一种面向供需平衡的数据与机理双驱动自适应协同控制策略。本章的主要研究工作与成果总结如下：针对不同朝向、不同保温性能房间存在的冷热不均难题，本章摒弃了传统的静态面积均摊模式。通过解耦静态物理基准与动态热力亏空双重因子，将宏观总热量精准切割并映射为各末端支路的微观动态跟踪目标。该机制有效实现了热量在空间维度上的削峰填谷与抑快扶慢，彻底打通了从宏观预测到微观执行的数字桥梁。在宏观前馈通道上，直接引入第 3 章输出的高精度超前预测负荷，大刀阔斧地赋予了系统抵消物理大时滞的提前动作能力；在微观自适应反馈通道上，针对用户开窗、风速突变等未建模扰动导致的一阶机理模型参数漂移与失配难题，创新性地引入了带遗忘因子的递归最小二乘法。该机制通过边缘端实测数据对建筑等效热工参数进行在线实时辨识与微调，赋予了控制系统数字孪生般的在线自演化与自愈能力。仿真对比实验和实例验证表明，本章提出的策略在面临外部突发冷空气扰动时，能够将室温最大瞬态偏差严格限制在极低的范围之内，并以最快的调节速度实现了无静差的精准温度跟踪。

5 总结与展望

5.1 全文总结

全文围绕供暖管理系统进行研究，传统的供热系统普遍存在严重的大时滞、大惯性以及热力失调等物理特性，导致按需供热难以实现，供需不匹配现象频发。针对上述难题，本文以实现供热系统的精准调节与节能降耗为目标，围绕热负荷高精度预测与末端室温前馈自适应协同控制两大核心环节展开了系统性研究，设计并实现了一个供暖管理运维系统。全文的主要研究工作与研究成果总结如下：

(1) 针对供热底层设备繁杂、通信协议碎片化以及海量数据高频并发易拥塞等工程难题，摒弃了传统的数据透传模式。在边缘网关侧引入了设备物模型标准化映射与特征清洗机制，实现了底层物理感知与上层数字算法的深度解耦；在云端架构中引入了 RabbitMQ 消息总线，构建了高可靠的异步削峰与数据路由分发体系。该平台的成功部署，不仅打破了传统供热的信息孤岛，更为后续的热负荷预测算法与预测控制策略提供了高保真、低延迟的数字孪生运行环境与执行通道。

(2) 针对建筑热惰性导致的气象响应错位及极端天气下的预测迟滞缺陷，本文创新性地将互信息机制重构为建筑热惰性延迟时间的量化提取器，在输入端显式实现了多源数据的时空相位对齐。在此基础上，构建了白盒化物理赋能的 CNN-BiLSTM-MHA 深度混合网络，精准映射了风寒物理耦合、墙体深层蓄热记忆与寒潮自适应聚焦三大物理特征，并设计了面向供热业务痛点的非对称损失函数进行模型寻优。该工作不仅显著降低了模型输入的冗余度，更为后续构建高精度的预测模型奠定了坚实的数据基础。

(3) 针对传统控制严重滞后与多房间空间热力失调的行业顽疾，本文首先提出了解耦静态物理基准与动态热力亏空的多因子按需分配机制，成功搭建了从宏观负荷预测到微观阀门控制的数字映射桥梁，实现了热量的削峰填谷。在核心控制回路中，构建了前馈-反馈双通道架构：将高精度预测序列作为前馈信号抗击系统时滞；同时针对未建模扰动导致的热工参数漂移，引入带遗忘因子的递归最小二乘法，通过实测温差数据对一阶 RC 机理方程进行数字孪生般的在线自适应演化与实时微调，赋予了控制系统极强的自愈能力。实验结果表明，该模型在多项评价指标上均显著优于传统控制策略，展现出卓越的预测精度与泛化能力。

5.2 未来展望

系统仍存在一些局限性，需要在未来的工作中进一步探讨与完善。

(1) 跨区域多尺度泛化与微观人类行为学特征的深度融合。本文在构建 PID 热负荷预测模型时，主要量化提取了室外温度、风速、太阳辐射等核心自然气象特征。但在微观物理

世界中，建筑内部的人员作息规律、节假日效应以及大型社会活动等人类行为学因素同样对热负荷存在极强的随机扰动。未来的研究可进一步引入多源异构的社会学与非结构化数据（如人员移动信令、节假日排班）。此外，可探索引入迁移学习或元学习机制，并且同时引入多建筑类型（公建、住宅），使现有的预测模型能够在新接入的、具有不同气候特征与建筑材质的供暖区域实现快速微调与收敛，从而全面提升算法的跨区域零代码泛化能力。

（2）城市级管网水力-热力拓扑耦合与分布式群智协同调控。本文目前的物理边界与控制验证主要聚焦于换热站—末端用户的局部精细化调控。然而，真实的城市级集中供热一次管网具有极强的环路拓扑属性与水力-热力强耦合特性，单一站点的流量调节不可避免地会引发相邻站点的压差震荡与热力失衡。未来的研究亟需突破单点控制的局限，可引入时空图神经网络将整个城市级管网的物理空间连通性作为先验图拓扑嵌入预测模型；同时，探索构建基于多智能体强化学习与分布式模型预测控制相结合的群智协同控制框架。通过换热站智能体之间的点对点通信与博弈协作，最终实现整个城市管网系统的全局寻优与水力相对平衡。

（3）面向综合能源网的源-网-荷-储多能互补与深度数字孪生。随着国家新型电力系统与综合能源体系的快速演进，传统的单一热力管网正加速向冷-热-电-气多能耦合方向转型。未来的智慧供热不仅是消耗能源的终端，其庞大的管网与建筑本体更是天然的巨型储能电池。未来可考虑将本文构建的供热管控平台与分布式光伏、风电等新能源微网进行打通，研究以热定电或以电定热的跨能源介质联合调度策略。在此基础上，进一步依托前沿渲染技术，构建从源端锅炉到末端阀门全链路的三维可视化高逼真模型，实现物理管网与数字空间的深度数字孪生，真正迈向无人值守的下一代全景智慧综合能源管控平台。

致谢

花开花落，云卷云舒。三年的硕士生涯也接近尾声，我的学生时代也即将落幕，回首这段宝贵的时光，我满怀感激之情，向所有给予我帮助和支持的人致以最诚挚的谢意。

得遇良师，人生幸事。在这里衷心的感谢我的导师陈科明教授。在学术上，您严谨的治学态度、深厚的学术造诣和敏锐的洞察力给予了我极大的启发和指导。您不仅教会我如何进行科学研究，更教会我如何面对挑战和困难。您的言传身教，让我受益匪浅，是我学术道路上的明灯。在生活中，您无微不至的关怀和包容，让我在求学的道路上倍感温暖。我衷心祝愿您身体健康，工作顺利，学术成果丰硕。

山水一程，三生有幸。我要感谢我的同门郑泽轩、王语瑛、周柏楠以及师兄师姐师弟师妹们。我们共同度过了许多难忘的时光，一起探讨学术问题，一起面对挑战，一起分享成功的喜悦。你们的陪伴和支持让我感受到了同门情谊的珍贵。在论文撰写过程中，我们互相交流、互相学习，共同克服了许多困难。感谢你们的帮助和鼓励，让我在学术道路上更加坚定。同时我还要感谢我的室友余亮、邓明龙、罗佳明，十分的幸运能够相聚在一个寝室之中，也十分的幸运能够同为江西老乡。我们时常围坐一起欢声笑语，我们时常相伴而行跋山涉水，三年的朝夕相处，这份情谊朴素而深厚，愿我们都有美好的前程。

愿岁并谢，并友长兮。感谢我的好朋友林瀚，大学四年一路走来，在我需要的时候及时伸出援助之手，热情、真诚、善良使我牢记这份深厚的友谊，愿你的研究生生涯一切顺利，前程似锦，未来可期。还要感谢我的好朋友程娟，人海茫茫，庆幸相遇，感谢一直以来对我的帮助，愿未来平安顺遂。

家人之爱，永记于心。感谢我的父母，你们是我求学路上最大的底气。我的家庭平凡而温馨，父母却总是竭尽所能的为我提供最好的学习环境，默默支持我所有的选择，你们的无私付出让我的求学之路无后顾之忧。养育之恩，无以为报，我将尽我所能努力成为你们眼中的骄傲。

晴光满世，云翳难消。在此我还想感谢一位故人。初遇之际懵懂无知，再遇之际已是人生南北多歧路，君向潇湘我向秦。纵有遗憾，亦信天底下所有的相遇皆是上天的恩赐，往后山高水长，愿我们各自珍重，前程似锦。

莫愁前路无知己，天下谁人不识君。

最后感谢那个一直努力着从未想过放弃的自己。一路走来，虽平凡却坚持，虽艰辛却勇敢。其中有过彷徨、有过失意、有过迷茫、有过悲伤，但执着与热情是我对青春最好的诠释。愿未来，我仍能保持这份初心，在漫漫前路上绽放光芒。

感谢过往的一切，祝我们各自拥有美好的人生！

参考文献

- [1] 姜宇欣,杨靖,初楠臣,等.能源消耗碳排放与工业结构的互动关系——基于中国地级市面板数据的 PVAR 分析[J/OL].环境科学学报,1-13.<https://doi.org/10.13671/j.hjkxxb.2025.0398>.
- [2] 中国建筑节能协会, 重庆大学.《中国城乡建设领域碳排放研究报告 (2025)》正式发布 [J].建筑节能 (中英文), 2026, 54 (2): 149-150.
- [3] 国家统计局. 中国统计年鉴 2025[M]. 北京: 中国统计出版社, 2025.
- [4] 姜淼.集中供热系统热负荷影响因素分析及预测方法研究[D].哈尔滨: 哈尔滨工业大学,2021.
- [5] Rafati A ,Shaker R H .Predictive maintenance of district heating networks: A comprehensive review of methods and challenges[J].Thermal Science and Engineering Progress,2024,53102722-102722.
- [6] Hosseini B P ,Mohammadpourfard M ,Akkurt G G , et al.A smart approach to maintenance of sustainable district heating systems: Techniques, challenges, and future directions[J].Measurement: Energy,2025,8100064-100064.
- [7] 徐治中.自动化技术在城市集中供暖系统中的应用研究[J].模具制造,2024,24(12).
- [8] 龚玲.基于集中供暖二次侧供回水温度预测及控制研究[D].天津: 天津理工大学,2025.
- [9] Tol İ H ,Madessa B H .Enhancing District Heating System Efficiency: A Review of Return Temperature Reduction Strategies[J].Applied Sciences,2025,15(6).
- [10] Yibao J ,Can W ,Audun B , et al.Convex Relaxation of Combined Heat and Power Dispatch[J].IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS,2021,36(2).
- [11] 李伟迎.住宅楼集中供暖系统热力分布优化设计[J].城市开发,2025,(13):146-148.
- [12] 于亚男.夏热冬冷地区采取集中供暖的可行性分析[C]//中国市政工程华北设计研究总院有限公司,《煤气与热力》杂志社有限公司.2024 供热工程建设与高效运行研讨会论文集(上).山东建筑大学热能工程学院;;2024:33-37.DOI:10.26914/c.cnkihy.2024.037913.
- [13] Calikus E ,Nowaczyk S ,Sant'Anna A , et al.A data-driven approach for discovering heat load patterns in district heating[J].Applied Energy,2019,252113409.
- [14] 韩英杰,徐媛媛,胡蓉.基于 PSO-SVM 的多参数条件下供热负荷预测研究[J].科技创新与应用,2025,15(08).
- [15] 谢文举,薛贵军,史彩娟,等.基于遗传粒子群优化的热负荷预测方法[J].中国测试,2024,50(06).
- [16] 赵笑言,郑立军,林海卫,等.基于机器自学习的供热系统热负荷预测[J].节能,2023,42(08).
- [17] Jason R ,Radu Z .A Review of Deep Learning Techniques for Forecasting Energy Use in Buildings[J].Energies,2021,14(3).

- [18] 张腾达,李琦,陈波.基于 LSTM 的热力站短期热负荷预测研究[J].计算机仿真,2022,39(09):507-512.
- [19] 安雪箏.基于改进 LSTM 神经网络的换热站短期热负荷预测研究[D].大连: 大连海事大学,2022.
- [20] 孙敬一.基于 GRU 的建筑热负荷预测方法研究[D].河北: 河北建筑工程学院,2022.
- [21] 张玲,王美萍,田琦,等.基于卷积神经网络的换热站热负荷预测研究[J].建筑节能(中英文),2023,51(05):67-72.
- [22] 孙莉.基于深度学习的集中供暖系统短期热负荷预测研究[D].北京: 华北电力大学(北京),2023.
- [23] 孙玉芝,杜向宁.基于深度学习的热负荷预测研究[J].自动化仪表,2022,43(12):92-96.
- [24] Xue G ,Pan Y ,Lin T , et al.District Heating Load Prediction Algorithm Based on Feature Fusion LSTM Model[J].Energies,2019,12(11):2122-.
- [25] D. R ,L. J ,V. Z , et al.Heat Load Numerical Prediction for District Heating System Operational Control[J].Latvian Journal of Physics and Technical Sciences,2021,58(3):121-136.
- [26] Zhou H, Zhang S, Peng J, et al. Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2021, 35(12): 11106-11115.
- [27] Wu H, Xu J, Wang J, et al. Autoformer: Decomposition transformers with auto-correlation for long-term series forecasting[C]//Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). 2021, 34: 22419-22430.
- [28] Nie Y, Nguyen N H, Sinthong P, et al. A time series is worth 64 words: Long-term forecasting with transformers[C]//The Eleventh International Conference on Learning Representations (ICLR). 2023.
- [29] 顾崑.基于不同机器学习算法和集成学习的热负荷预测方法研究[D].哈尔滨: 哈尔滨工业大学,2022.
- [30] Jiang T ,Liu W ,Lin J , et al.Research on an hourly heat load forecasting model for district heating systems based on heterogeneous model fusion[J].Case Studies in Thermal Engineering,2025,73106500-106500.
- [31] 段沁宇,薛贵军,谭全伟,等.基于 SVM 的改进 BWO-TimesNet 短期热负荷预测模型[J].广西师范大学学报(自然科学版),2024,42(06):101-116.
- [32] Pengmin H ,Haichao W ,Zichan X , et al.District heating load patterns and short-term forecasting for buildings and city level[J].Energy,2024,289129866.
- [33] Di Natale L., et al."Physically Consistent Neural Networks for building thermal modeling: Theory and analysis."Applied Energy 325.(2022).

- [34] Chifu R V ,Cioara T ,Pop B C , et al.Physics-Informed Neural Networks for Heat Pump Load Prediction[J].Energies,2024,18(1):8-8.
- [35] Chen Y ,Wang H ,Chen Z .Sensitivity analysis of physical regularization in physics-informed neural networks (PINNs) of building thermal modeling[J].Building and Environment,2025,273112693-112693.
- [36] 王朝. 基于模糊 PID 集中供热燃气锅炉控制系统的设计[J]. 机械管理开发, 2023, 38(3).
- [37] 马可心, 刘剑, 刘伟, 等. 模糊理论结合 PID 控制方法在集中供热系统中的应用[J]. 热科学与技术, 2021, 20(6).
- [38] 赵睿. 基于室外温度修正的大型热网平衡群控策略[J]. 区域供热, 2023, 44(4): 114-119.
- [39] Guelpa E ,Verda V .Thermal energy storage in district heating and cooling systems: A review[J].Applied Energy,2019,252113474-113474.
- [40] 马旭. 基于负荷预测的供热系统一次侧优化控制研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2022.
- [41] 刘宇豪. 供热系统短期热负荷预测及热网调度系统研发[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2021.
- [42] Russel S, Norvig P. Artificial intelligence: A modern approach[M]. 4th ed. Harlow: Pearson, 2020: 215-218.
- [43] 邵勇. 基于神经网络和分数阶 PID 的供热调节方法研究[D].长春: 长春工业大学, 2024.
- [44] Gong M, Sun J, Zhao Y, et al. A hybrid energy-saving prediction model based on SS A-DNN for district heating system[J]. Advances in Building Energy Research, 2023, 17(1): 30-52.
- [45] 张志浩. 基于机器学习的民用换热站供水温度预测与优化控制研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2024.
- [46] Ahn U K , Park S C. Application of deep Q-networks for model-free optimal control balancing between different HVAC systems[J]. Science and Technology for the Built Environment, 2020, 26(1): 61-74.
- [47] Su G, Peng Y H, Yao W X, et al. Distributed control strategy of central heating system based on multi-agent consensus[J]. Applied Thermal Engineering, 2025, 262(5): 125136.
- [48] Gaitan C N ,Zagan I ,Gaitan G V .Evaluation of the performance of the Modbus RTU communication protocol for consecutive address transactions and improvements related to ModbusE[J].The Journal of Supercomputing,2026,82(2):71-71.
- [49] 杨金奎.采用 RS485 和 LABVIEW 的数据采集与报警控制系统设计[J].广播电视信息,2025,32(09):78-82.
- [50] 顾晋铭.基于 MODBUS-RTU 协议的光伏逆变器数据采集系统研究[D].安徽: 安徽大学,2024.
- [51] 阮小勇,郭柏里,宋欢庆,等.基于 MQTT 协议的物联网应急控制系统设计及其在超算中心中的应用[J].信息记录材料,2025,26(12):168-170.

- [52] 龙顺宇,林道锦,杨伟,等.基于 Air724UG 模组的农业大棚远程监控系统设计[J].单片机与嵌入式系统应用,2021,21(07):82-86.
- [53] 赵维政.基于 ONENET 云平台的新能源协同系统设计与实现[D].秦皇岛:燕山大学,2024.
- [54] 黄子淇,韩小雷,张韶增,等.基于 MySQL 的强夯数字化施工数据管理研究[J/OL].路基工程,1-5[2026-03-05].<https://doi.org/10.13379/j.issn.1003-8825.202405045>.
- [55] 余社平,刘自立,何芳.基于 RabbitMQ 构建在线教育培训平台的设计与实现[J].大学,2021,(11):113-114.
- [56] 王亚磊.基于 RDMA 的 Redis 系统网络性能优化研究[D].桂林:桂林电子科技大学,2025.
- [57] 杜欣语,蔡子轩,曾得良,等.基于 Vue-Spring Boot 架构的红色文化旅游景点管理系统[J].电脑编程技巧与维护,2026,(01):100-102+143.
- [58] 陈俊杰,鄢博.利用 Python, Uniapp, Vue.js 构建土建技术监督与管理系统[J].信息与电脑(理论版),2024,36(08):16-18.
- [59] 王天淼.区域供热负荷预测与管理系统的研究和开发[D].吉林:吉林化工学院,2024.
- [60] 张凯,赵翼飞,张金萍,等.基于鲸鱼优化算法优化 VMD-CNN-LSTM 的 IGBT 性能退化预测[J/OL].半导体技术,1-9[2026-03-11].<https://link.cnki.net/urlid/13.1109.tn.20260306.0914.002>.
- [61] 赵俊龙,徐彬,辛威威.融合温度去除机制与互信息增强策略的对抗知识蒸馏框架[J/OL].计算机科学,1-9[2026-03-11].<https://link.cnki.net/urlid/50.1075.tp.20260105.1346.003>.
- [62] Mhamed M ,Sutcliffe R ,Quteineh H , et al.A deep CNN architecture with novel pooling layer applied to two Sudanese Arabic sentiment data sets[J].Journal of Information Science,2026,52(1):285-306.
- [63] Li M ,Ang C M ,Albadr A A M , et al.Edge-Aware Dual-Branch CNN Architecture for Alzheimer's Disease Diagnosis[J].Journal of imaging informatics in medicine,2026,(prepublish):1-22.
- [64] Mohamed B M ,Bouzidi D ,Ibraheem K M , et al.Cyber Approach for DDoS Attack Detection Using Hybrid CNN-LSTM Model in IoT-Based Healthcare[J].Future Internet,2026,18(1):52-52.
- [65] He Y ,Chen Q ,Zhao Z , et al.A spatiotemporal deep learning framework integrating CNN-BiLSTM and attention mechanisms for GRACE data downscaling in Yunnan Province[J].Computers and Geosciences,2026,209106117-106117.
- [66] Sun J F ,Chen Q Q ,Zhang M D .A CNN-BiLSTM-ATT hybrid model for predicting wind pressure on saddle-shaped membrane structures[J].Journal of Fluids and Structures,2026,142104511-104511.
- [67] Luo M ,Chen D ,Hou X , et al.Combined CNN-BiLSTM-Att tourism flow prediction based on VMD-MWPE decomposition reconstruction[J].Scientific Reports,2025,15(1):18003-18003.
- [68] 孙琪雅,袁逸萍,张润泽,等.基于 FCM 和 CNN-BiLSTM-MHA 的矿用带式输送机健康状态评估[J].机床与液压,2025,53(07).

- [69] 张苗苗.基于 CNN-BiLSTM-MHA 模型的入侵检测方法研究[J].网络安全技术与应用,2026,(01):35-37.
- [70] 龚畅,马悦,程硕.基于 LSTM-Adam 算法的某水库洪水模拟分析[J].水利科技与经济,2026,32(02):5-10.
- [71] 邵圣国,焦志平.集中供暖系统的热平衡问题及水力调节技术研究[J].石化技术,2025,32(02):255-256.
- [72] Cieśliński K, Tabor S, Szul T. Evaluation of energy efficiency in thermally improve dresidentialbuildings, with a weather controlled central heating system. A case study inPoland[J]. AppliedSciences, 2020, 10(23): 8430.
- [73] 李思思.基于深度强化学习的供暖调控方法研究[D].黑龙江: 黑龙江大学,2025.
- [74] Zou G, Mao R, Li P, et al. Load prediction and energy efficiency improvement of steelmaking waste heat centralized heating systems under mild climate in China[J]. Applied Thermal Engineering, 2024, 256(1): 124152.
- [75] 王文,史华泽,岳雨霏,等.基于改进初值带遗忘因子的递推最小二乘法的锂电池参数辨识[J].电力科学与技术学报,2024,39(04):178-186.
- [76] 吴岚, 李连众. 集中供热换热站变流量运行控制策略研究[J]. 节能, 2020, 39(7): 57-60.
- [77] Shuning C ,Die G ,Kexin L , et al.Stability of Compressed Recursive Least Squares with Forgetting Factor Algorithm[J].IFAC PapersOnLine,2023,56(2):10240-10245.
- [78] 蒋自威. 基于模型预测控制的供热系统控制策略研究[D]. 天津: 天津大学, 2022.
- [79] 郑立红, 周志华, 郭新川, 等. 供热管网水力平衡调节方法研究[J]. 暖通空调, 2023, 53(5):140-145.

附录

作者在读期间发表的学术论文、专利及参加的竞赛和科研项目

专利：

- [1] 邹澳，陈科明，曾佳，周柏楠. 一种融合建筑热惯性与气象预测的供暖系统前馈控制方法，浙江省：2025120157988,2026.04.24.

科研项目：

- [1] 一源供暖在线监控平台开发及能源调度与控制策略技术研究. 横向课题. 2023.12-2025.07
- [2] 中捷销售后台运维系统开发. 横向课题. 2024.06-2025.03.