

# 建筑虚拟电厂可信调节能力概念与量化方法

蒋思宇<sup>1</sup>, 惠红勋<sup>1</sup>, 胡厚鹏<sup>2</sup>, 王晗<sup>3</sup>, 宋永华<sup>1</sup>

(1. 智慧城市物联网全国重点实验室(澳门大学), 澳门 999078; 2. 贵州电网有限责任公司, 贵州省贵阳市 550005;  
3. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海非碳基能源转换与利用研究院(上海交通大学), 上海市 200240)

**摘要:** 随着虚拟电厂规模快速扩增,现有虚拟电厂在多元不确定性下的调节能力量化结果,难以满足电力系统风险感知调度与电力市场报量报价的需求。建筑虚拟电厂作为虚拟电厂的重要实现形式,通过聚合建筑负荷资源,具备快速响应特性和高可靠性。其中,空调作为建筑虚拟电厂的主要调节设备,其可信调节能力的量化对建筑虚拟电厂可靠运行具有重要意义。为此,提出一种以空调为例面向建筑虚拟电厂的可信调节能力概念与量化方法。首先,构建了基于数据-物理融合驱动模型的建筑虚拟电厂可信调节能力量化框架,并提出了可信调节能力的概念,明确了可信调节能力区间的含义;其次,提出了基于Informer和共形分位数回归的能耗基线概率预测模型,通过时序特征提取、构建非对称残差集,生成可靠的基线概率区间;进一步,基于建筑空调传热模型,量化不同置信度下建筑空调的上调和下调能力。最后,以中国澳门某建筑空调的真实数据进行仿真分析。结果表明,所提方法可在给定置信区间内有效量化建筑空调的可信调节能力,并通过量化区间揭示了建筑空调调节能力的动态波动特征。

**关键词:** 虚拟电厂; 建筑; 空调; 可信调节能力; 量化; 概率预测

## 0 引言

随着“双碳”目标进程加快,电力系统所面临的新能源占比与高电力电子接入比的“双高”挑战日益严峻<sup>[1]</sup>。这一挑战对系统的供需平衡和稳定运行构成了严峻考验。面对电力需求峰谷差异日益加大的情况,传统的集中式电力调度方式在保障电网稳定调节方面面临灵活性不足的问题,需要寻求更加灵活和高效的调节手段。虚拟电厂作为一种新的电力调度模式,能够灵活调节分布式能源与负荷资源,根据电网需求变化进行快速调节,可有效平衡电力供需,优化电网运行机制<sup>[2]</sup>。

建筑不仅集成了丰富的分布式能源,如太阳能和电化学储能等,还具备优质的可调负荷资源,如空调<sup>[3]</sup>。同时,得益于物联网技术的快速发展,建筑配备的智能控制系统能够实时调控负荷资源,并优化建筑能耗,实现灵活的“楼网互动”<sup>[4]</sup>。通过虚拟电厂,建筑可以根据电网的调度需求快速调节负荷资

源,在不影响用户舒适度的情况下,积极参与“楼网互动”,实现建筑的能耗需求与电网需求动态匹配,为电力系统的稳定运行提供支撑,推动绿色低碳的新型电力系统建设<sup>[5]</sup>。这种灵活的调节能力使得建筑成为虚拟电厂的优质资源。

国家能源局关于加快推进虚拟电厂发展的指导意见指出,电力调度机构或电力负荷管理中心要根据虚拟电厂发展需求优化工作机制,开展虚拟电厂调节能力评估<sup>[6]</sup>。近年来,围绕虚拟电厂的调节能力评估问题,国内外已展开大量研究。例如,文献[7]系统地梳理了调节能力的分类体系,在考虑实际运行的多维约束下,将调节能力细化为技术调节能力、经济调节能力和可用调节能力。文献[8]全面总结了需求响应潜力评估的研究进展,并分析不同维度需求响应潜力评估的应用场景。文献[9]为量化不同应用场景的聚合资源调节能力,通过建立等效发电机和等效储能组成的灵活性资源集群聚合模型,实现集群资源的量化评估。针对具体应用场景,文献[10]探讨了建筑制冷系统与居民空调负荷的需求响应调节能力,其中,通过对商业建筑场景下电力电子设备调节能力进行建模与仿真分析,挖掘了空调在集中调控下的快速调节潜力。文献[11]建立了中央空调集群降负荷调节能力模型及运行方式的求

收稿日期: 2025-04-27; 修回日期: 2025-09-02。

上网日期: 2025-09-15。

国家自然科学基金资助项目(52407075); 澳门特别行政区科学技术发展基金资助项目(001/2024/SKL); 澳门大学项目(CPG2025-00023-IOTSC)。

解模型,定量分析了不同影响因素对中央空调集群降负荷能力的影响规律。文献[12]基于参数特征相似度方法量化了建筑调节能力,并通过训练深度自适应神经网络,实现了在缺少历史调节数据时的调节能力评估。

尽管现有研究从聚合评估策略和资源本征属性建模2个层面进行了探讨,但是考虑多元不确定性的调节能力评估研究还存在不足。一方面,随着电力现货市场的快速发展,虚拟电厂需要满足市场准入门槛的报量报价要求。以中国江苏省为例,市场要求在规定的调节时间内,若实际调节容量不低于已校核容量值的80%,则视为有效调节;若实际调节容量超过已校核容量值的120%,则仅按照已校核容量值的120%进行计算<sup>[13]</sup>。美国PJM(Pennsylvania-New Jersey-Maryland)市场明确指出,目前申报容量与真实调节容量偏差大于20%的用户会面临考核风险<sup>[14]</sup>。另一方面,在风险感知决策中,电网运营商依赖虚拟电厂的调节能力制定合理的调度计划<sup>[15]</sup>。

为满足日益严格的市场要求,电力系统实际运行中需在保障可靠性与经济性的前提下,对不确定性条件下的虚拟电厂调节能力进行量化。文献[16]提出了一种基于价格弹性机制和消费者心理的虚拟电厂削峰潜力评估模型,以准确量化削峰潜力。文献[17]提出了一种考虑物理环境和用户行为不确定影响的容量信用评估框架,结合模糊期望法和重心法评估需求响应下的用户调节能力。文献[18]为评估不确定随机故障下的虚拟电厂调节能力,通过构建随机混合系统模型得到调节能力容量-持续时间曲线。尽管现有研究已尝试通过考虑调节设备可靠性和用户决策的随机特性来构建可调节能力量化方法,但这些方法本质上仍属于确定性估计范畴,在调节能力评估中采用单一数值表征。相比之下,区间估计方法通过构建一定置信度下的调节能力量化框架,能够以区间波动形式有效涵盖各种不确定性因素的影响,更加真实地反映调节能力存在的变化范围。因此,区间估计相较于传统确定性估计方法,具有更高的透明度和可信度。

基于上述分析,本文从区间估计的视角,提出了一种可信调节能力的概念及其量化方法,旨在通过虚拟电厂向调度机构提供调节能力区间,让调度机构能合理地进行风险规划,在保证用户满意度和舒适度的前提下进行安全、经济的调度。同时,考虑到建筑空调在建筑电力需求中占比较高,其启停与温度设定等控制操作能够在较短时间内产生规模可观的负荷调节能力,是典型的高容量、强灵活性资源。

因此,本文聚焦于虚拟电厂中“柔性负荷”典型代表——建筑空调,针对其可调节容量建模与置信度评估方法进行了探讨。需要强调的是,不失一般性,所提方法也可以适用于虚拟电厂中的其他资源,如电动汽车、电池等。

总体而言,本文通过对负荷基线进行概率预测构造其概率区间,基于该区间结合建筑空调传热模型构造了建筑空调调节能力区间,利用不同置信度下的区间宽度量化天气不确定性和用户随机性导致的调节能力波动。不仅可通过上下界来刻画不确定性源的累积效应,还可通过设定统计置信度为调节能力构造具有概率解释的置信区间。该区间不仅能提供确定置信度下真实容量落入该范围的概率,还能为调度决策提供明确的风险范围。

为此,本文构建了基于数据-物理融合驱动模型的建筑虚拟电厂可信调节能力评估框架,提出了可信调节能力的概念,明确了可信调节能力区间的含义;在考虑天气和运行不确定性的基础上,结合Informer和共形分位数回归(conformal quantile regression,CQR)模型构建基于Informer-CQR建筑空调能耗基线概率预测模型,捕捉建筑负荷波动的时序特征,映射可靠的基线概率区间;考虑虚拟电厂的上调场景和下调场景,基于建筑空调传热模型,量化不同置信度、不同调控等级下的建筑空调可信调节能力。

## 1 建筑虚拟电厂的调节特征

随着物联网技术的快速发展和智能化监控体系的不断完善,虚拟电厂对建筑能耗精细化管理已成为现实。以中国深圳市为例,2023年接入能耗监测平台的0.2 km<sup>2</sup>以上公共建筑占比达96.7%,而《深圳经济特区绿色建筑条例》进一步强制要求大型公共建筑实施分类分项计量,并实时上传数据<sup>[19]</sup>。这一技术与政策基础为建筑空调参与虚拟电厂调节提供了坚实的数据支撑。

建筑空调由于其规模集中、可控性强、管理系统完善,已成为虚拟电厂中具有代表性的柔性负荷资源之一。在电网调度指令下达时,虚拟电厂平台能够通过建筑自控系统和智能网关实现空调负荷的精确识别与分离,并对空调子系统实施分层控制和闭环反馈调节。建筑空调参与虚拟电厂调节的核心机制源于空调设备的电热耦合特性与建筑围护结构的热惯性效应:在环境参数和内部热负荷保持稳定的条件下,上调空调设定温度使压缩机短时停机,由于室内温度响应的滞后特性,空调负荷可实现快速“上调响应”;而在负荷低谷期,通过预冷操作下调设定

温度，则可形成“下调响应”，实现负荷时移。这种调节机制在维持室内热舒适性的同时，可为系统级负荷波动提供有效的缓冲调节能力。

基于上述物理机制，建筑空调的动态行为具有高度可预测性。基于这一特性，可构建建筑空调调节特性与室内温度变化的非线性映射关系<sup>[20]</sup>。在实际调控中，建筑能耗管理平台通过对群体空调设备进行统一编组与策略下发，在确保关键区域热舒适度的前提下最大化调节能力。其具体调节能力主要受建筑体热容、设备能效比、控制粒度及电价激励强度等关键因素制约。

从调节方式的组织形式来看，建筑空调调节能力主要分为集中调度型和价格引导型2类。集中调度型适用于大型商业综合体、写字楼等具备统一物业管理与完善能耗监测系统的建筑，其调度指令响应迅速且调节精度较高；价格引导型则侧重于激发用户自主决策，通过基线修正机制引导建筑业主参与现货市场或辅助服务市场交易<sup>[2,21]</sup>。需要说明的是，本文所指的虚拟电厂建筑空调调节能力，是指在满足室内热舒适性约束的前提下，通过调节空调设定温度，实现负荷功率在一定时长内的可控变化，其量化指标为调节容量。

在传统调控模式下，当电力系统出现供需不平衡时，调度员向虚拟电厂发出信号，如图1所示。虚拟电厂收集其管控资源池内总的调节资源容量（即可调节能力）上报给调度员。此时，收集到的可调节能力为确定值。当调度员依据虚拟电厂上报的确定性可调节能力进行调度时，会出现以下2种情况：1)当虚拟电厂的实际可调节容量低于上报量时，电力系统供需仍处于不平衡状态。此时，不仅电力用户的满意度无法得到满足，甚至还会产生系统运行风险；2)当虚拟电厂的实际可调节容量高于上报量时，意味着虚拟电厂提供资源过剩，以建筑空调为例，可能会损失一定的用户舒适度，并且降低系统整体运行的经济性。由此可见，这种传统确定性的调节能力量化方法，会带来用户满意度低、系统不稳定和系统经济性低的风险。

综合而言，建筑空调负荷在虚拟电厂中表现出调节延迟短、调节能力强、调节方式灵活的突出运行特征。然而，其实际调节性能不仅取决于物理系统参数，还受建筑内部人员流动、舒适性边界及外界环境扰动等多重因素影响。因此，有必要通过热动力学模型与基线概率预测模型的协同融合，构建多元不确定因素下建筑空调调节能力的综合量化框架。

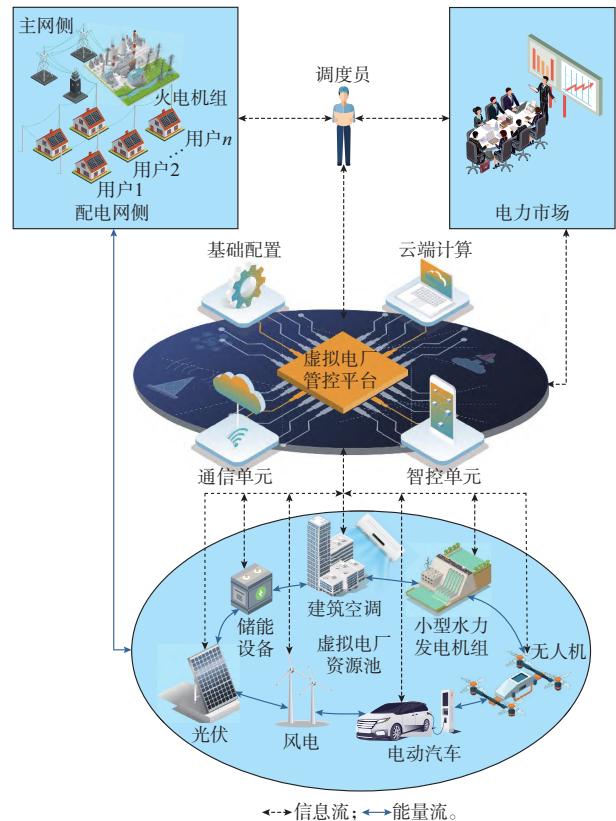


图1 虚拟电厂示意图  
Fig. 1 Schematic diagram of virtual power plant

## 2 建筑虚拟电厂可信调节能力的概念及量化框架

### 2.1 建筑虚拟电厂可信调节能力的概念

本节在分析传统虚拟电厂调节能力量化局限性的背景下，给出考虑多元不确定因素影响下可信调节能力的概念。

基于虚拟电厂调节能力的定义，本文将可信调节能力定义为：在给定置信度 $\alpha$ 下，一定调节时段内的灵活资源可提供给电网的有效调节能力区间。该区间表示在调节时段内可提供的调节能力不低于该置信度。该区间由调节能力下界 $C_{\min,\alpha}^{\text{cap}}$ 和调节能力上界 $C_{\max,\alpha}^{\text{cap}}$ 构成。

如图2所示，根据不同场景下的调节需求，将可信调节能力分为上调可信调节能力和下调可信调节能力。以建筑空调为例，当调节开始时，空调在未参与调节和参与上调或下调调节后的功率差值，分别对应上调或下调的可信调节能力区间。采用空调能耗基线概率区间的上界，计算出可信调节能力上界 $C_{\max,\alpha}^{\text{cap}}$ ；采用空调能耗基线概率区间的下界，计算出可信调节能力下界 $C_{\min,\alpha}^{\text{cap}}$ 。

### 2.2 基于基线概率预测的可信调节能力量化框架

基于上述可信调节能力概念，本文提出一种基

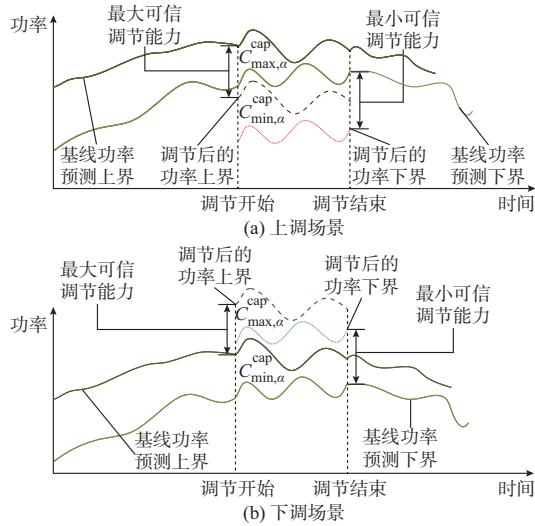


图2 可信调节能力示意图

Fig. 2 Schematic diagram of credible regulation capability

于自底向上可信调节能力量化框架如图3所示。所提量化方法是一种基于数据-物理融合驱动模型的建筑空调可信调节能力量化方法。首先,建筑用户利用本地多元异质传感器获得的数据,将所获得的历史数据进行特征筛选,并对齐异质数据时间颗粒度。其次,建筑用户在本地对空调能耗基线进行概率预测。针对建筑空调能耗基线的异方差特征,本文采用基于数据驱动方法的Informer-CQR模型进行基线概率预测,获得待调节日的建筑空调能耗概率区间。最后,将预测所得的概率区间上下界代入基于传热学机理的建筑空调传热模型,以量化不同调节场景下的可信调节能力区间。

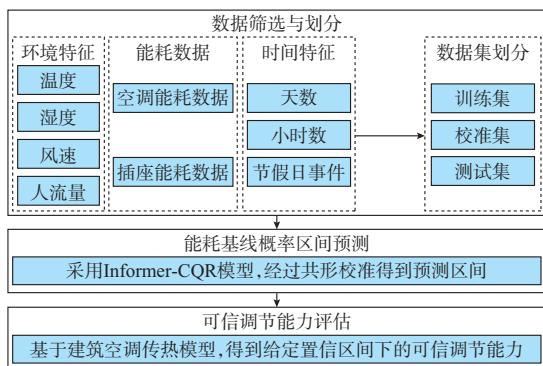


图3 可信调节能力量化框架示意图

Fig. 3 Schematic diagram of quantification framework for credible regulation capability

### 3 基于数据-物理融合驱动模型的建筑虚拟电厂可信调节能力量化方法

#### 3.1 特征构造与提取

近年来,智能电表的广泛部署推动了建筑能耗

监测向分类分项精细化方向发展<sup>[19]</sup>。同时,智能传感器技术的普及使建筑终端用户能够实时获取温度、湿度、风速及能耗等多维度异构数据。面对海量异质数据,有效筛选和提取关键数据特征是实现建筑空调能耗基线准确概率预测的关键前提。

建筑空调能耗受到多种特征的影响,主要包括环境特征和时间特征。环境特征包括环境温度、湿度、风速、风向、人流量等;时间特征构造为星期数、小时数和是否为节假日等。由于输入特征之间与能耗变量之间往往存在复杂的非线性依赖关系,传统线性相关系数(如皮尔逊相关系数)仅能反映线性相关性,无法刻画高阶非线性结构。为全面挖掘输入变量对目标变量的解释能力,本文将最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)<sup>[22]</sup>和互信息回归(mutual information regression, MIR)<sup>[23]</sup>用于评估各输入特征与能耗调节变量之间的统计依赖程度。

$$A(H_i, Y) = \max_{G_h, G_y} \left\{ \frac{I^*(H_i, Y)}{\log \min(G_h, G_y)} \right\} \quad (1)$$

式中: $A(H_i, Y)$ 为特征 $H_i$ 与能耗 $Y$ 之间的MIC; $I^*(H_i, Y)$ 为特定分箱数 $G_h$ 与 $G_y$ 范围内特征 $H_i$ 与能耗 $Y$ 之间的最大互信息; $G_h$ 和 $G_y$ 分别为第 $h$ 、 $y$ 个特定分箱数,归一化项 $\log \min(G_h, G_y)$ 使得MIC的取值范围限制在[0,1]范围内; $H_i$ 为第*i*个特征,*i*=1, 2, ..., 18, 分别代表时间、环境温度、日最高温度、日最低温度、体感温度、相对湿度、露点温度、日总降雨量、10 min平均风速、阵风风速、风向、风向度数、1星期中的天数、1个月中的天数、星期数、节假日特征、照明和插座能耗、人流量; $Y$ 为能耗。MIC越大,表明2个变量之间的关系越强。

MIR通过计算输入特征 $H_i$ 与能耗 $Y$ 之间的互信息 $I(H_i, Y)$ ,得到两者共享的信息:

$$I(H_i, Y) = \int \int p(H_i, Y) \log \left( \frac{p(H_i, Y)}{p(H_i)p(Y)} \right) dH_i dY \quad (2)$$

式中: $p(H_i, Y)$ 为输入特征 $H_i$ 和能耗 $Y$ 的联合概率密度函数; $p(H_i)$ 和 $p(Y)$ 分别为输入特征 $H_i$ 和能耗 $Y$ 的边缘概率密度函数。互信息评估值越大,说明变量 $H_i$ 对 $Y$ 的预测能力越强,信息共享程度越高。

#### 3.2 基于 Informer-CQR 的建筑空调能耗基线概率预测模型

由于建筑空调能耗数据受外部环境(如温度、湿度、人员流动)等多因素影响,具有高度的不确定性。这类数据的序列建模在面临高频波动与长期趋势并存的情况下,传统的预测模型往往存在长期记忆困难、训练时间过长、模型不稳定等问题,难以对

能耗变化趋势进行有效建模与预测。同时,仅依赖点预测的方式无法衡量预测结果的不确定性,降低了模型在评估可信调节潜力的实用性。

为此,本文提出了一种基于 Informer-CQR 模型的能耗区间概率预测框架,旨在融合高效的长序列建模能力与可信的预测区间输出能力,从而提升能耗基线预测的精度。首先,采用多尺度时间编码策略将时间信息(如分钟数、小时数、星期数等)嵌入数据中,增强模型对不同周期模式的感知能力;随后,引入 Informer 模型对序列进行训练,利用其稀疏自注意力机制捕捉长时间依赖关系及关键时间片段的变化趋势,提升模型在长时间序列下的表达能力;为进一步量化预测不确定性,在此基础上引入 CQR 方法,分别训练上下分位点回归模型,并结合校准残差,构建满足置信度的预测区间。

### 3.2.1 Informer 模型

在能耗预测任务中,为了对长时间依赖、突变波动和周期变化等典型特征进行有效建模,本文采用了 Informer 模型,其结构如图 4 所示。Informer 针对传统处理长序列模型存在的高计算复杂度问题,引入了概率稀疏自注意力机制(prob sparse self-attention)<sup>[22,24]</sup>。由于传统的自注意力得分在统计上通常呈现长尾分布,即只有少量的点积对最终注意力结果有显著贡献。因此,通过对查询矩阵中的每个查询向量的重要性进行计算,筛选注意力集中度高的关键查询,跳过信息密度低的无效计算。这种仅保留注意力值较大的关键查询项过程称为多头稀疏自注意力机制。

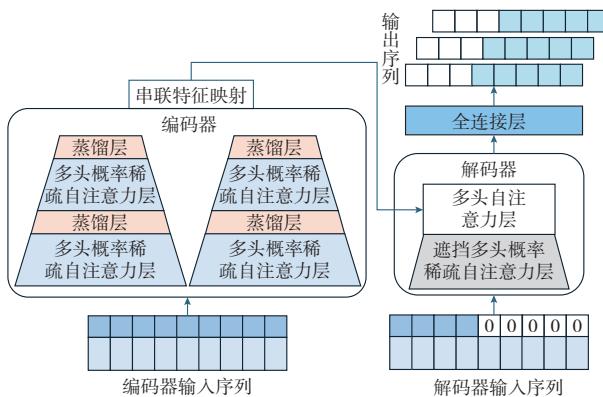


图 4 Informer 模型结构图  
Fig. 4 Structure diagram of Informer model

第  $i$  个查询的稀疏评估函数为:

$$M(\mathbf{o}_i, \mathbf{K}) = \ln \left( \sum_{j=1}^L e^{\frac{\mathbf{o}_i \cdot \mathbf{k}_j^\top}{\sqrt{d_h}}} \right) \ln \left( \sum_{j=1}^L e^{\frac{\mathbf{o}_i \cdot \mathbf{k}_j^\top}{\sqrt{d_h}}} \right) - \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \frac{\mathbf{o}_i \cdot \mathbf{k}_j^\top}{\sqrt{d_h}} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{o}_i$  为查询矩阵  $\mathbf{O}$  中第  $i$  个查询向量, 其中,  $\mathbf{O} \in \mathbb{R}^{L_o \times d_h}$ , 由待预测时间步构造,  $L_o$  为查询矩阵预测的长度,  $d_h$  为特征维度;  $L$  为预测的长度;  $\mathbf{k}_j$  为键矩阵  $\mathbf{K}$  的第  $j$  个键向量, 其中,  $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{L_K \times d_h}$ ,  $L_K$  为键矩阵预测的长度;  $\mathbf{o}_i \mathbf{k}_j^\top / \sqrt{d_h}$  为第  $i$  个查询向量与第  $j$  个键向量的缩放点积结果。

如果某个查询对应的稀疏评估函数  $M(\mathbf{o}_i, \mathbf{K})$  较大, 则说明该查询的注意力分布较为分散, 表明该时刻的误差特征对序列中其他位置有更强的相关性。因此, 可以认为该查询在注意力机制中具有更大的信息贡献。通过对所有查询的稀疏评估函数排序, 选取  $M(\mathbf{o}_i, \mathbf{K})$  排名前  $m$  的查询作为活跃查询, 对其进行注意力计算:

$$f_{\text{atten}}(\overline{\mathbf{O}}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = f_{\text{Softmax}} \left( \frac{\overline{\mathbf{O}} \mathbf{K}^\top}{\sqrt{d_h}} \right) \mathbf{V} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{L_v \times d_h}$  为值矩阵, 由历史数据构造, 其中,  $L_v$  为值矩阵预测的长度,  $L_v = L_o = L_K = L$ ;  $\overline{\mathbf{O}}$  为经过稀疏筛选保留  $m$  个查询的子矩阵;  $f_{\text{atten}}(\overline{\mathbf{O}}, \mathbf{K}, \mathbf{V})$  为对应活跃查询的自注意力计算函数;  $f_{\text{Softmax}}(\cdot)$  为 Softmax 函数。

由于  $\mathbf{V}$  矩阵可能包含冗余信息, Informer 在每层编码器后通过自注意力蒸馏逐层采样, 通过压缩输入序列时间维度, 提取最具表达力的注意力特征。该过程采用一维卷积与最大池化联合作用实现特征采样, 如式(5)所示。

$$\mathbf{X}_{j+1} = f_{\text{MaxPool}}(f_{\text{ELU}}(f_{\text{Conv1d}}(\mathbf{X}_j))) \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{X}_j, \mathbf{X}_{j+1}$  分别为编码器第  $j, j+1$  层的输出特征图;  $f_{\text{Conv1d}}(\cdot)$  为一维卷积操作函数;  $f_{\text{ELU}}(\cdot)$  为指数线性单元激活函数;  $f_{\text{MaxPool}}(\cdot)$  为池化操作函数。

在解码阶段, Informer 将历史信息与全零填充值混合作为输入, 利用遮挡多头概率稀疏自注意力机制防止信息泄露。输出序列通过全连接层映射至输出特征维度, 最终得到预测结果。

### 3.2.2 CQR 模型

为有效量化模型预测过程中的不确定性, 同时保证预测区间可靠性和模型的灵活性, 本文引入 CQR 方法<sup>[25]</sup>。该方法结合了传统分位数回归与共形预测理论, 能够在不依赖模型结构假设或数据分布前提下, 为任意预测模型构建具有统计置信保证的预测区间, 尤其适用于处理具有异方差性的能耗数据。

由于 CQR 需要对数据残差进行校准, 将数据集分为训练集  $B_{\text{train}}$ 、校准集  $B_{\text{cal}}$  与测试集  $B_{\text{test}}$ 。在训练集  $B_{\text{train}}$  上训练一个分位数回归模型, 预测给定置信度  $\alpha$  下的上下分位值, 得到初始的预测区间

$C_0(x_a)$ 为:

$$C_0(x_a) = [\hat{q}_{a,\text{dn}}(x_a), \hat{q}_{a,\text{up}}(x_a)] \quad a \in B_{\text{train}} \quad (6)$$

式中: $x_a$ 为 $x$ 的第 $a$ 个训练样本,其中, $x \in \mathbf{R}^d$ ,为输入特征, $d$ 为输入特征维度; $\hat{q}_{a,\text{dn}}(\cdot)$ 、 $\hat{q}_{a,\text{up}}(\cdot)$ 分别为给定置信度 $\alpha$ 下的下分位值、上分位值。

考虑到模型可能存在偏差或过拟合的风险,该初始区间未必满足实际的覆盖概率需求。因此,CQR在校准集 $B_{\text{cal}}$ 上引入非对称残差进行调整,定义第 $a$ ( $a \in B_{\text{train}}$ )个样本的残差 $r_a$ 为:

$$r_a = \begin{cases} |y_a - \hat{q}_{a,\text{dn}}(x_a)| & y_a < \hat{q}_{a,\text{dn}}(x_a) \\ \max \{ \hat{q}_{a,\text{up}}(x_a) - y_a, y_a - \hat{q}_{a,\text{dn}}(x_a) \} & \hat{q}_{a,\text{dn}}(x_a) \leq y_a \leq \hat{q}_{a,\text{up}}(x_a) \\ |y_a - \hat{q}_{a,\text{up}}(x_a)| & y_a > \hat{q}_{a,\text{up}}(x_a) \end{cases} \quad (7)$$

式中; $y_a \in \mathbf{R}$ ,为能耗的第 $a$ 个观测值, $a \in B_{\text{train}}$ 。

$$s = \hat{q}_a(\{r_a\}_{a=1}^{n_{\text{cal}}}) \quad (8)$$

式中; $n_{\text{cal}}$ 为校准集的样本数; $s$ 为校准集的残差因子; $\hat{q}_a(\cdot)$ 为置信度 $\alpha$ 下的分位值。

任意 $B_{\text{test}}$ 测试集中的样本,经过共形校准的预测区间表示为:

$$C(x_a) = [\hat{q}_{a,\text{dn}}(x_a) - s, \hat{q}_{a,\text{up}}(x_a) + s] \quad a \in B_{\text{test}} \quad (9)$$

由于CQR不依赖于误差分布或模型结构假设,其覆盖率保证在校准数据与测试数据满足交换性假设的前提下始终成立。

### 3.2.3 评价指标

为评价预测区间的有效性,本文采用平均覆盖率误差(average coverage error, ACE)、预测区间归一化平均宽度(prediction intervals normalized average width, PINAW)和Winkler分数(Winkler score, WKS)作为评价指标,分别记作 $J_{\text{ACE}}$ 、 $J_{\text{PINAW}}$ 和 $J_{\text{WKS}}$ <sup>[26]</sup>。 $J_{\text{ACE}}$ 用来衡量预测区间的可靠性,其值越接近0,预测区间的覆盖率越好; $J_{\text{PINAW}}$ 用于评价区间的宽度,其值越小,区间性能越好; $J_{\text{WKS}}$ 用来评价包括可靠性、锐度和分辨率的区间整体性能,其值越高,预测区间总体性能越好。

评价指标的计算方法如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} J_{\text{ACE}} = \left[ \frac{1}{n} \sum_{a=1}^n (\beta_a - \alpha) \right] \times 100\% \\ \beta_a = \begin{cases} 1 & y_a \in [\hat{l}_{a,a}, \hat{u}_{a,a}] \\ 0 & y_a \notin [\hat{l}_{a,a}, \hat{u}_{a,a}] \end{cases} \end{array} \right. \quad (10)$$

$$J_{\text{PINAW}} = \frac{1}{n(Y_{\text{max}} - Y_{\text{min}})} \sum_{a=1}^n (\hat{u}_{a,a} - \hat{l}_{a,a}) \quad (11)$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} J_{\text{WKS}} = \frac{1}{n} \sum_{a=1}^n \gamma_a & \\ \gamma_a = & \begin{cases} -(\hat{u}_{a,a} - \hat{l}_{a,a}) - \frac{2}{\alpha} (\hat{l}_{a,a} - y_a) & y_a < \hat{l}_{a,a} \\ -(\hat{u}_{a,a} - \hat{l}_{a,a}) & \hat{l}_{a,a} \leq y_a \leq \hat{u}_{a,a} \\ -(\hat{u}_{a,a} - \hat{l}_{a,a}) - \frac{2}{\alpha} (y_a - \hat{u}_{a,a}) & y_a > \hat{u}_{a,a} \end{cases} \end{array} \right. \quad (12)$$

式中: $Y_{\text{max}}$ 为观测值 $y_a$ ( $a = 1, 2, \dots, n$ )的最大值; $Y_{\text{min}}$ 为观测值 $y_a$ 的最小值; $n$ 为样本数量; $\hat{u}_{a,a}$ 、 $\hat{l}_{a,a}$ 分别为第 $a$ 个能耗观测值的上界、下界。 $n$ 个 $\hat{u}_{a,a}$ 组成能耗基线预测区间的上界 $P_{a,\text{up}}$ ; $n$ 个 $\hat{l}_{a,a}$ 组成能耗基线预测区间的下界 $P_{a,\text{dn}}$ 。

### 3.3 基于建筑空调传热模型的可信调节能力量化方法

由于空调的运行特性受到建筑内部热量变化的影响,本文依据传热学原理建立了关于建筑内部的热量传导模型<sup>[27]</sup>,如图5所示。

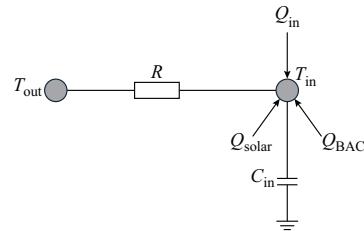


图5 一阶建筑空调传热模型

Fig. 5 1 order heat transfer model for building air conditioning

$$c_{\text{in}} \frac{dT_{\text{in}}(t)}{dt} = \frac{T_{\text{out}}(t) - T_{\text{in}}(t)}{R(t)} + Q(t) \quad (13)$$

$$Q(t) = Q_{\text{in}}(t) + Q_{\text{solar}}(t) - Q_{\text{BAC}}(t) \quad (14)$$

式中: $c_{\text{in}}$ 为建筑室内热容; $T_{\text{in}}(t)$ 、 $T_{\text{out}}(t)$ 、 $R(t)$ 、 $Q_{\text{in}}(t)$ 、 $Q_{\text{solar}}(t)$ 、 $Q_{\text{BAC}}(t)$ 分别为 $t$ 时刻建筑室内的温度、建筑室外的温度、建筑内部热阻、建筑内部热量、太阳辐射热量和空调能耗。相关参数取值见附录A表A1。

空调能耗与空调功率的关系为:

$$Q_{\text{BAC}}(t) = \eta(t)P(t) \quad (15)$$

式中: $\eta(t)$ 和 $P(t)$ 分别为 $t$ 时刻空调能效和空调功率,其中, $P(t)$ 的上界可取为 $P_{a,\text{up}}$ , $P(t)$ 的下界可取为 $P_{a,\text{dn}}$ 。

$t$ 时刻的空调能耗为:

$$Q_{\text{BAC}}(t) = -\frac{e^{\frac{\Delta t}{R(t)c_{\text{in}}}} T_{\text{in}}(t) - T_{\text{in}}(t-1)}{\left(e^{\frac{\Delta t}{R(t)c_{\text{in}}}} - 1\right) R(t)} + \frac{T_{\text{out}}(t)}{R(t)} + Q_{\text{in}}(t) + Q_{\text{solar}}(t) \quad (16)$$

在调节发生的起始时刻,  $T_{\text{in}}(t-1) = T_{\text{set},0}$ ,  $T_{\text{in}}(t) = T_{\text{set},1}$ ,  $T_{\text{set},1} = T_{\text{set},0} + \Delta T$ ,  $\Delta T \in [-3, -2, -1, 1, 2, 3]^\circ\text{C}$ ,  $\Delta T$  为调节温度的范围,  $T_{\text{set},0}$ 、 $T_{\text{set},1}$  为温度设定值。为在调节期间保持室温, 可以认为  $T_{\text{in}}(t-1) = T_{\text{in}}(t) = T_{\text{set},1}$ 。此时, 空调能耗为:

$$Q_{\text{BAC}}(t) = Q_{\text{in}}(t) + Q_{\text{solar}}(t) - \frac{T_{\text{set},1}(t) - T_{\text{out}}(t)}{R(t)} \quad (17)$$

在给定置信度  $\alpha$  下, 虚拟电厂建筑空调可信调节能力区间下界为:

$$C_{\min, \alpha}^{\text{cap}}(t) = P_{\alpha, \text{dn}}(t) - \frac{1}{\eta(t)} \left( Q_{\text{in}}(t) + Q_{\text{solar}}(t) - \frac{T_{\text{set},1}(t) - T_{\text{out}}(t)}{R(t)} \right) \quad (18)$$

在给定置信度  $\alpha$  下, 虚拟电厂建筑空调可信调节能力区间上界为:

$$C_{\max, \alpha}^{\text{cap}}(t) = P_{\alpha, \text{up}}(t) - \frac{1}{\eta(t)} \left( Q_{\text{in}}(t) + Q_{\text{solar}}(t) - \frac{T_{\text{set},1}(t) - T_{\text{out}}(t)}{R(t)} \right) \quad (19)$$

## 4 算例分析

### 4.1 算例说明

#### 4.1.1 数据说明

本文采用 2021 年中国澳门一栋建筑面积为 17 437 m<sup>2</sup> 的教育建筑空调能耗数据, 验证所提出可信调节能力量化方法的有效性。其中, 能耗数据来源于建筑实际运行数据, 包括空调运行能耗和插座与照明能耗, 时间尺度为 15 min; 气象数据来源于本地气象站所采集的运行当日真实气象数据, 时间尺度为 10 min; 人流量数据为建筑内进出的人口真实数据, 时间尺度为 10 min。通过检测不同类型数据的缺失值和离群值, 在删除离群值之后通过插值补充缺失值; 再将气象数据和人流量数据与负荷数据进行在 15 min 时间颗粒度上的数据对齐。

5—9 月属于该区域的供冷季节, 处于电力用电高峰期。全天不同时刻的能耗概率密度如图 6 所示。能耗概率密度曲线在 08:00—20:00 呈现单峰趋势; 而在 00:00—08:00 和 20:00—24:00 均呈现

双峰趋势; 08:00—20:00 的能耗均值明显大于在 00:00—08:00 和 20:00—24:00 的能耗均值。以上现象说明了空调能耗数据的异方差性。因此, 本文选用 Informer 模型通过注意力机制和分层抽样, 自适应地对不同方差水平下的长序列依赖关系进行建模, 以提升预测精度。

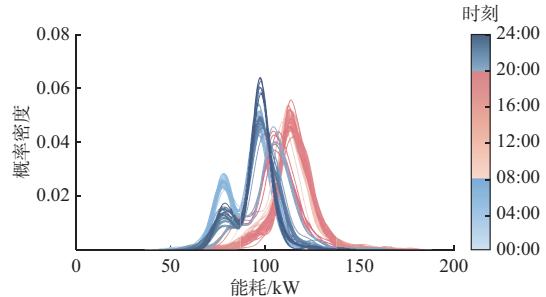


图 6 建筑空调全天能耗概率密度分布  
Fig. 6 Probability density distribution of energy consumption of building air conditioning in all day

#### 4.1.2 对比案例及场景

为了证明本文所提 Informer-CQR 能耗基线概率预测方法(M0)的有效性, 设置了 Informer-QR(M1)、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)-CQR(M2)和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)-CQR(M3)作为对比案例, 并在不同置信度下进行了能耗基线概率区间预测的测试。其中, M0 模型中注意力头数为 4, 批大小为 32, 编码层为 2, 解码层为 1, 学习率为 0.001, 丢弃率为 0.1。

为了说明本文所提可信调节能力评估方法的有效性, 设置了不同的调控场景: 上调场景(S1)和下调场景(S2); 将上调场景选定为 08:00—20:00, 而下调场景选定为 00:00—08:00 与 20:00—24:00。

本文算例在 Window 11 系统、2.70 GHz Intel Core i7-12700 H、16 GB RAM 的环境下测试, 仿真使用 Pytorch 2.1.0 和 Python 3.8 为编程语言。

### 4.2 基线概率预测区间结果分析

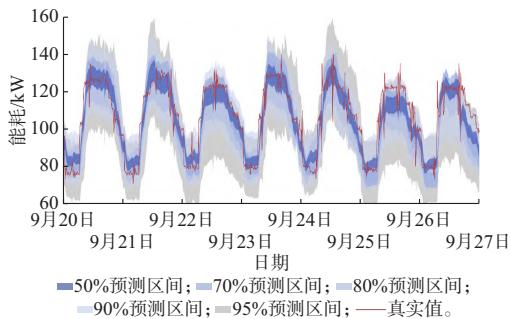
由于 MIR 无法判断时间戳, 互信息的  $H_1$  为空。从表 1 中根据 MIC 和 MIR 相关性结果可以得出, 时间、环境温度、日最高温度、日最低温度、体感温度、相对湿度、露点温度、日总降雨量、星期数、节假日特征、人流量与照明和插座能耗均大于 0.1, 可作为输入特征。可靠的基线概率预测是评估可信相应容量的关键。

为验证所提方法有效性, 本节展示了不同方法在不同置信度下的能耗基线概率预测结果, 如图 7

**表 1 特征相关性分析结果**  
**Table 1 Analysis results of feature correlation**

特征	MIC	互信息	特征	MIC	互信息
$H_1$	0.404		$H_{10}$	0.076	0.068
$H_2$	0.121	0.229	$H_{11}$	0.048	0.081
$H_3$	0.123	0.393	$H_{12}$	0.055	0.090
$H_4$	0.084	0.394	$H_{13}$	0.045	0.022
$H_5$	0.082	0.149	$H_{14}$	0.059	0.106
$H_6$	0.128	0.134	$H_{15}$	0.178	0.528
$H_7$	0.080	0.169	$H_{16}$	0.077	0.127
$H_8$	0.068	0.114	$H_{17}$	0.399	0.392
$H_9$	0.083	0.070	$H_{18}$	0.176	0.163

所示。从图 7 中可以看出,所提方法可以很好地预测能耗基线的变化趋势,有效捕捉预测对象不确定性信息,预测区间与能耗真实值的曲线波动形态契合,验证了所提基于 Informer-CQR 曲线生成的能耗基线概率预测方法对于待预测日能耗曲线形态的学习能力。



**图 7 不同置信度下的能耗基线概率预测结果**  
**Fig. 7 Probabilistic prediction results of energy consumption baseline under various confidence degree**

由表 2 可看出,本文所提 Informer-CQR 方法在不同置信度下的综合得分指标  $J_{WKS}$  均有最佳表现。在 50% 置信度下,相较 M2 方法提升了 18.68%。

#### 4.3 可信调节能力区间结果分析

本节依据所提方法的能耗基线概率预测结果,量化了不同置信度下待调节日的可信调节能力区间。具体设置了 3 个调控级别,分别为调控 1 °C、调控 2 °C 以及调控 3 °C,以评估可信调节能力区间。其中,白天 08:00—20:00 为上调能力区间,室内温度设定值以 24 °C 为基准进行上调控制;晚间 20:00—24:00 和凌晨 00:00—08:00 为下调能力区间,室内温度设定值以 27 °C 为基准进行下调控制。

从图 8 可以看出,整体调控能力保持相对稳定,且能耗基线负荷出现波动时,可信调节能力区间会相应产生波动。整体上,调节能力区间可以反映天

**表 2 不同能耗基线预测方法性能**  
**Table 2 Performance of various prediction methods for energy consumption baseline**

置信度/%	方法	$J_{ACE}/\%$	$J_{PINAW}$	$J_{WKS}$
95	M0	-0.44	0.218	-60.92
	M1	-3.86	0.201	-113.51
	M2	-4.44	0.300	-89.90
	M3	3.73	0.533	-129.80
90	M0	-2.18	0.179	-53.75
	M1	-6.22	0.178	-94.32
	M2	-6.32	0.269	-68.26
	M3	6.89	0.442	-106.98
80	M0	-2.01	0.156	-48.65
	M1	-7.80	0.152	-68.27
	M2	-6.99	0.208	-66.46
	M3	11.74	0.346	-84.81
70	M0	1.48	0.109	-46.60
	M1	-3.41	0.099	-57.54
	M2	-8.52	0.160	-50.83
	M3	8.64	0.255	-69.48
50	M0	5.36	0.069	-41.00
	M1	-5.40	0.071	-48.76
	M2	-8.14	0.101	-50.42
	M3	15.64	0.173	-47.62

气不确定性和建筑内部不确定性的影响,进行建筑用户参与市场前的可信能力评估。

从表 3 可以看出,随着置信度降低,调节能力区间逐渐收敛,反映出预测区间的不确定性控制特性。下调场景 S2 通过下调空调设定温度,增大空调功率,从而增大电力消耗,为上级电网提供向下调节的能力,为调节能力负值。相比之下,下调场景 S2 中的调节能力显著高于上调场景 S1 中的调节能力,表明该建筑在削减负荷方面具备更强的调节灵活性。此外,各调节区间普遍表现出不对称性,表明建筑在负荷调节过程中存在结构性差异与偏态行为。综上,该结果验证了建筑空调在不同调控策略和置信需求下的可调控性特征,可为虚拟电厂调度优化和市场策略制定提供依据。

#### 5 结语

针对现阶段虚拟电厂确定性调节能力量化方法未能充分体现多元不确定性影响的问题,本文提出了可信调节能力的概念,并提出了一种自底向上的可信调节能力评估框架。通过对我国某教育建筑的运行数据进行实例仿真,得到了以下结论:

1) 本文明确了所提可信调节能力是一种基于给

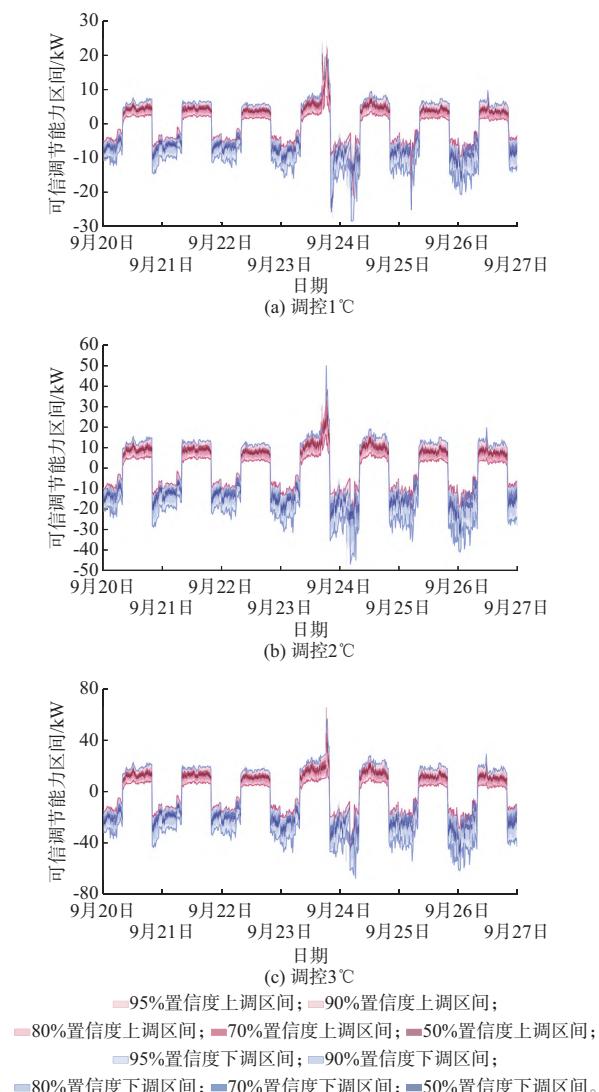


图8 不同调控场景下的建筑空调可信调节能力区间

Fig. 8 Credible regulation capability intervals for building air conditioning in various regulation and control scenarios

定置信度下的调节能力区间,该区间可以充分反映多元不确定性因素带来的波动。

2)本文提出的基于Informer-CQR的能耗基线概率预测模型,可以有效捕捉异方差能耗基线的波动趋势,得出合理的能耗基线概率预测区间。

3)本文基于所得的能耗基线概率预测区间结合建筑空调热传递模型,有效量化了某教育建筑的可信调节能力。通过算例发现,该建筑的上调可信调节能力区间小于下调可信调节能力区间,验证了本文所提方法的有效性。

未来,将考虑在不同风险偏好下的最优容量与置信度组合问题,并进一步应用于虚拟电厂参与电力市场的竞价或辅助服务交易中。

表3 不同调控场景下的可信调节能力区间  
Table 3 Credible regulation capability intervals in various regulation and control scenarios

置信度/%	调控温度/℃	可信调节能力区间/kW	
		S1	S2
95	1	[2.13, 6.68]	[-12.57, -5.04]
	2	[4.11, 12.88]	[-24.76, -9.75]
	3	[5.89, 19.19]	[-36.92, -14.80]
90	1	[2.49, 5.88]	[-11.26, -5.33]
	2	[4.85, 11.55]	[-22.17, -10.27]
	3	[7.03, 17.01]	[-32.49, -15.35]
80	1	[3.20, 5.27]	[-9.58, -6.29]
	2	[6.20, 10.27]	[-11.98, -18.66]
	3	[8.99, 15.08]	[-28.07, -18.17]
70	1	[3.96, 5.37]	[-8.79, -6.69]
	2	[7.67, 10.41]	[-17.04, -12.90]
	3	[11.42, 15.52]	[-25.54, -19.43]
50	1	[4.01, 4.93]	[-8.92, -7.63]
	2	[7.82, 9.63]	[-17.34, -14.82]
	3	[11.47, 14.12]	[-25.83, -22.13]

在本文审稿过程中,审稿专家与作者的讨论见附录B。

附录见本刊网络版,点击<http://www.aeps-info.com/aeps/article/abstract/20250427004>,或扫描英文摘要后二维码,可阅读全文。

## 参 考 文 献

- [1] 康重庆,杜尔顺,郭鸿业,等.新型电力系统的六要素分析[J].电网技术,2023,47(5):1741-1750.  
KANG Chongqing, DU Ershun, GUO Hongye, et al. Primary exploration of six essential factors in new power system [J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1741-1750.
- [2] 康重庆,陈启鑫,苏剑,等.新型电力系统规模化灵活资源虚拟电厂科学问题与研究框架[J].电力系统自动化,2022,46(18):3-14.  
KANG Chongqing, CHEN Qixin, SU Jian, et al. Scientific problems and research framework of virtual power plant with enormous flexible distributed energy resources in new power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46 (18): 3-14.
- [3] 住房和城乡建设部关于印发“十四五”建筑节能与绿色建筑发展规划的通知 [EB/OL]. [2024-05-02]. [https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022/03/12/content\\_5678698.htm](https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022/03/12/content_5678698.htm). Notice of the Ministry of Housing and Urban-Rural Development on issuing the “14th Five-Year” development plan for building energy efficiency and green buildings [EB/OL]. [2024-05-02]. [https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022/03/12/content\\_5678698.htm](https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022/03/12/content_5678698.htm).

- [4] WANG Y, CHEN Q X, HONG T, et al. Review of smart meter data analytics: applications, methodologies, and challenges [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 3125-3148.
- [5] 唐文虎,申悦晴,钱瞳,等.双碳目标下城市楼宇群能源系统灵活性量化分析与调控技术研究现状与展望[J].高电压技术,2022,48(9):3423-3436.
- TANG Wenhua, SHEN Yueqing, QIAN Tong, et al. Research review and prospects of quantitative analysis and regulation technique for flexible resources in urban energy system embedded with building clusters under dual carbon target [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3423-3436.
- [6] 国家发展和改革委员会.关于加快推进虚拟电厂发展的指导意见 [EB/OL]. [2025-06-14]. [https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250411\\_1397162.html](https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250411_1397162.html).  
National Development and Reform Commission. Guiding opinions on accelerating the development of virtual power plants [EB/OL]. [2025-06-14]. [https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250411\\_1397162.html](https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250411_1397162.html).
- [7] DRANKA G G, FERREIRA P. Review and assessment of the different categories of demand response potentials [J]. Energy, 2019, 179: 280-294.
- [8] 王飞,李美颐,张旭东,等.需求响应资源潜力评估方法、应用及展望[J].电力系统自动化,2023,47(21):173-191.  
WANG Fei, LI Meiyi, ZHANG Xudong, et al. Assessment methods for demand response resource potential and their application and prospect [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(21): 173-191.
- [9] 王思远,吴文传.灵活性资源聚合参考模型与量化指标体系[J].电力系统自动化,2024,48(3):1-9.  
WANG Siyuan, WU Wenchuan. Aggregation reference model and quantitative metric system of flexible energy resources [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(3): 1-9.
- [10] 吴桐,惠红勋,张洪财.商业建筑空调系统参与城市电网负荷调控综述[J].中国电力,2023,56(7):1-11.  
WU Tong, HUI Hongxun, ZHANG Hongcai. Review of commercial air conditioners for participating in urban grid regulation [J]. Electric Power, 2023, 56(7): 1-11.
- [11] 王蓓蓓,朱峰,嵇文路,等.中央空调降负荷潜力建模及影响因素分析[J].电力系统自动化,2016,40(19):44-52.  
WANG Beibei, ZHU Feng, JI Wenlu, et al. Load cutting potential modeling of central air-conditioning and analysis on influencing factors [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(19): 44-52.
- [12] 孔祥玉,刘超,王成山,等.基于深度子领域自适应的需求响应潜力评估方法[J].中国电机工程学报,2022,42(16):5786-5797.  
KONG Xiangyu, LIU Chao, WANG Chengshan, et al. Demand response potential assessment method based on deep subdomain adaptation network [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(16): 5786-5797.
- [13] 江苏省发展和改革委员会.江苏省电力需求响应实施细则 [EB/OL]. [2025-07-16]. [https://fzggw.jiangsu.gov.cn/art/2024/6/21/art\\_51007\\_11276655.html](https://fzggw.jiangsu.gov.cn/art/2024/6/21/art_51007_11276655.html).  
Jiangsu Provincial Development and Reform Commission. The implementation rules for electricity demand response in Jiangsu Province [EB/OL]. [2025-07-16]. [https://fzggw.jiangsu.gov.cn/art/2024/6/21/art\\_51007\\_11276655.html](https://fzggw.jiangsu.gov.cn/art/2024/6/21/art_51007_11276655.html).
- [14] PJM. Energy and ancillary services market operations (Revision 130) [EB/OL]. [2025-04-24]. <https://www.pjm.com>.
- [15] 万灿,宋永华.新能源电力系统概率预测理论与方法及其应用 [J].电力系统自动化,2021,45(1):2-16.  
WAN Can, SONG Yonghua. Theories, methodologies and applications of probabilistic forecasting for power systems with renewable energy sources [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 2-16.
- [16] KONG X Y, WANG Z T, LIU C, et al. Refined peak shaving potential assessment and differentiated decision-making method for user load in virtual power plants [J]. Applied Energy, 2023, 334: 120609.
- [17] ZENG B, WEI X, SUN B, et al. Assessing capacity credit of demand response in smart distribution grids with behavior-driven modeling framework [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 118: 105745.
- [18] ZHANG J M, DOMÍNGUEZ-GARCÍA A D. Evaluation of demand response resource aggregation system capacity under uncertainty [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9 (5): 4577-4586.
- [19] 深圳市规划和自然资源局.深圳经济特区绿色建筑条例 [EB/OL]. [2025-07-18]. [http://pnr.sz.gov.cn/xxgk/ztl/jycs/wjyjd/ghjs/content/post\\_11275091.html](http://pnr.sz.gov.cn/xxgk/ztl/jycs/wjyjd/ghjs/content/post_11275091.html).  
Shenzhen Municipal Bureau of Planning and Natural Resources. Green building regulations in Shenzhen special economic zone [EB/OL]. [2025-07-18]. [http://pnr.sz.gov.cn/xxgk/ztl/jycs/wjyjd/ghjs/content/post\\_11275091.html](http://pnr.sz.gov.cn/xxgk/ztl/jycs/wjyjd/ghjs/content/post_11275091.html).
- [20] 漆淘懿,惠红勋,叶承晋,等.建筑虚拟电厂参与需求响应市场的报量报价机制设计 [J].电力系统自动化,2024,48(18): 14-24.  
QI Taoyi, HUI Hongxun, YE Chengjin, et al. Bidding mechanism design for building virtual power plant to participate in demand response markets [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 14-24.
- [21] 高洪超,李楚一,王冠雄,等.聚合规模化5G基站的虚拟电厂动态构建与响应实证 [J].电力系统自动化,2024,48(18): 47-55.  
GAO Hongchao, LI Chuyi, WANG Gaunxiong, et al. Dynamic construction and response demonstration of virtual power plant with aggregated large-scale 5G base stations [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 47-55.
- [22] 赵洪山,林诗雨,孙承妍,等.考虑多时间尺度信息的风力发电机滚动轴承故障预测 [J].中国电机工程学报,2024,44(22): 8908-8920.  
ZHAO Hongshan, LIN Shiyu, SUN Chengyan, et al. Fault prediction of wind turbine rolling bearing considering multi-time

- scale information[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(22): 8908-8920.
- [23] FRÉNAY B, DOQUIRE G, VERLEYSEN M. Is mutual information adequate for feature selection in regression? [J]. Neural Networks, 2013, 48: 1-7.
- [24] ZHOU H Y, LI J X, ZHANG S H, et al. Expanding the prediction capacity in long sequence time-series forecasting [J]. Artificial Intelligence, 2023, 318: 103886.
- [25] ROMANO Y, PATTERSON E, CANDES E. Conformalized quantile regression [C]// Proceedings of the 33rd Conference on Neural Information Processing Systems, December 8-14, 2019, Vancouver, Canada: 1-11.
- [26] ZHAO C F, WAN C, SONG Y H. Operating reserve quantification using prediction intervals of wind power: an integrated probabilistic forecasting and decision methodology [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(4): 3701-3714.
- [27] HUI H X, DING Y, LIU W D, et al. Operating reserve evaluation of aggregated air conditioners [J]. Applied Energy, 2017, 196: 218-228.

蒋思宇(1998—),女,博士研究生,主要研究方向:需求侧资源能量管理、智慧楼宇能量管理。E-mail: sy.jiang@connect.um.edu.mo

惠红勋(1992—),男,博士,助理教授,博士生导师,主要研究方向:灵活负荷资源的建模、控制、优化和市场策略。E-mail:hongxunhui@um.edu.mo

胡厚鹏(1992—),男,硕士,主要研究方向:智能用电和灵活资源的优化与建模。E-mail:409329831@qq.com

宋永华(1964—),男,通信作者,教授,英国皇家工程院院士,主要研究方向:智能电网和低碳电力。E-mail:yhsong@um.edu.mo

(编辑 顾晓荣)

## Concept and Quantification Method for Credible Regulation Capability of Building Virtual Power Plants

JIANG Siyu<sup>1</sup>, HUI Hongxun<sup>1</sup>, HU Houpeng<sup>2</sup>, WANG Han<sup>3</sup>, SONG Yonghua<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Internet of Things for Smart City (University of Macau), Macau 999078, China;  
2. Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550005, China; 3. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education, Shanghai Non-carbon Energy Conversion and Utilization Institute (Shanghai Jiao Tong University), Shanghai 200240, China)

**Abstract:** With the rapid expansion of virtual power plants (VPPs) in scale, the existing quantification results of regulation capability for VPPs under multiple uncertainties fail to meet the requirements of risk-aware dispatch of power systems and bidding in electricity markets. Building VPP, as an important form of VPPs, possess the characteristics of rapid regulation capability and high reliability by aggregating building load resources. Among these resources, as the primary regulation equipment in building VPPs, the quantification of credible regulation capability for air conditioning is of significant importance for the reliable operation of building VPPs. To this end, the concept and a quantification method for the credible regulation capability of building VPPs are proposed by taking air conditioning as an example. Firstly, the quantification framework of credible regulation capability for building VPPs is constructed based on hybrid data-physical-driven model, and the concept of credible regulation capability is proposed, and the connection of the credible regulation capability interval is clarified. Secondly, a probabilistic prediction model for the energy consumption baseline is developed based on the Informer architecture and conformal quantile regression (Informer-CQR). By extracting temporal features, asymmetric residual sets are constructed to generate reliable baseline probability intervals. Furthermore, based on a thermal transfer model of building air conditioning, the upward and downward regulation capabilities of building air conditioning are quantified at different confidence levels. Finally, simulation analysis is conducted with actual data from a public building in Macau, China. The results demonstrate that the proposed method can effectively quantify the credible regulation capability of building air conditioning within predefined confidence intervals, and reveal the dynamic fluctuation behavior of the regulation capability of air conditioning through quantification intervals.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52407075), Science and Technology Development Fund of Macau SAR, China (No. 001/2024/SKL), and Chair Professor Research Grant of University of Macau (No. CPG2025-00023-IOTSC).

**Key words:** virtual power plant (VPP); building; air conditioning; credible regulation capability; quantification; probability prediction

