考虑市场化电价信号的光伏直驱空调系统动态优化控制策略

宫照国，希望·阿不都瓦依提，尹纯亚，李笑竹，陈成林，王旭晖
（新疆大学电气工程学院，乌鲁木齐市 830049）

摘　要：【目的】针对无储能光伏直驱空调系统在动态电价下面临的弃光率高、供需匹配难问题，提出一种融合电价响应与物理约束的优化控制策略。【方法】首先，构建卷积神经网络-长短期记忆（convolutional neural network- long short-term memory，CNN-LSTM）预测模型，引入光伏板参数与建筑热容约束提升预测精度；然后，设计以动态成本最小为目标的阈值优化模型；最后，基于优化阈值与滞回比较器实现无储能协同切换。【结果】以西北某图书馆为实例仿真，结果表明：利用建筑热惯性预冷，高电价时段负荷峰值削减 18%，系统日均运行成本降低 21.6%。【结论】所提“预测—优化—控制”闭环框架有效提升了市场化环境下系统的经济性与灵活性，为公共建筑节能降碳提供了解决方案。

关键词：光伏直驱系统；市场化电价；动态优化；卷积神经网络-长短期记忆（CNN-LSTM）模型；建筑热惯性
中图分类号：TM73　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1000-7229（2026）07-0167-11
DOI：10.12204/j.issn.1000-7229.2026.07.013

Dynamic Optimal Control Strategy for Photovoltaic Direct-Driven Air Conditioning Systems Considering Market-Oriented Electricity Price Signals

GONG Zhaoguo，Xiwang·Abuduwayiti，YIN Chunya，LI Xiaozhu，
CHEN Chenglin，WANG Xuhui
（School of Electrical Engineering，Xinjiang University，Urumqi 830049，China）

ABSTRACT：[**Objective**] To address the challenges of high photovoltaic（PV）curtailment rate and supply-demand mismatch faced by energy storage-free PV direct-driven AC systems under dynamic electricity prices，this paper proposes an optimal control strategy integrating price response with physical constraints to improve economic efficiency. [**Methods**] First，a convolutional neural network- long short-term memory（CNN-LSTM）forecasting model incorporating PV panel parameters and building thermal capacity constraints is constructed. Second，a threshold optimization model minimizing dynamic operational cost is designed. Finally，energy-storage-free coordinated switching is achieved using optimized thresholds and a hysteresis comparator. [**Results**] Taking a library in Northwest China as a case study for simulation，the results demonstrate that by leveraging the building's thermal inertia for precooling，the load peak during high electricity price periods is reduced by 18%，and the system's average daily operating cost is lowered by 21.6%. [**Conclusions**] The proposed closed-loop "forecasting-optimization-control" framework effectively enhances the system's economy and flexibility in a market-oriented environment，providing a viable solution for energy conservation and carbon reduction in public buildings.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China（No. 52467014）
KEYWORDS：photovoltaic direct-driven system；market-oriented electricity price；dynamic optimization；convolutional neural network- long short-term memory（CNN-LSTM）model；building thermal inertia

0　引　言

随着全球能源结构低碳化转型加速，公共建筑能效优化成为实现“双碳”目标的关键路径之一。据统计，空调系统能耗占图书馆、办公楼等大型公共建筑总能耗的 40%~60%，其用能峰谷特性与光伏发电

基金项目：国家自然科学基金项目（52467014）

© Editorial Department of Electric Power Construction. OA under CC BY-NC-ND 4.0.

的昼夜波动呈现显著时空错配[1]。光伏直驱空调系统通过直接消纳光伏电力驱动空调运行，理论上可大幅降低电网依赖度[2-3]。但在无储能光伏直驱空调实际应用中，光伏出力与空调负荷的实时匹配偏差导致弃光问题突出[4]。尤为关键的是，当前中国电力市场化改革正深入推进，根据国家相关政策，传统固定的分时电价机制将逐步转向由市场决定价格的模式[5]。在这一趋势下，依赖固定电价时段设计的传统控制策略将难以适应未来动态、不确定的市场化电价模式，其经济优化效果面临根本性挑战。因此，如何构建一个能够响应动态电价信号、深度耦合预测与控制的协同优化框架，已成为提升光伏直驱系统在市场化环境下经济性与灵活性的核心命题[6-7]。

在光伏预测方面，研究重点集中于通过时空特征挖掘[8]、信号分解去噪[9]以及模态分解与深度学习结合[10]等方法来提升预测精度。近期，面向终端设备的轻量化在线学习框架被引入分布式光伏预测领域，通过边缘智能技术平衡了模型精度与计算开销[11]。这些研究普遍表明，引入物理约束是增强模型鲁棒性与可解释性的有效途径。在空调负荷预测方面，建筑热惯性是关键物理特性，诸多研究[12-15]已证实，考虑建筑围护结构热工参数对于准确刻画负荷的时移特性至关重要。然而，现有预测研究多侧重于算法层面的改进或预测精度的独立提升，一个显著的局限是，预测模型与后续的优化控制目标往往脱节，未能形成以系统整体经济性最优为导向的协同设计。

在系统优化与控制层面，电价信号是引导需求侧响应的核心经济杠杆。文献[16-17]通过案例证明了光伏-空调系统的经济潜力，而基于市场化电价博弈的调度模型则进一步探索了柔性资源的调控[18-19]。随着研究深入，更多学者开始关注更复杂的市场环境与系统稳定性。例如，虚拟电厂优化[20]、考虑碳-绿证交易的调度[21-22]以及提升频率稳定性的协同控制[23]等研究相继展开。在楼宇空调集群控制方面，基于松弛度的强化学习方法被提出，以应对可再生能源与电价不确定性下的规模化协调问题[24-25]。对于虚拟储能系统这一特定场景，其核心挑战在于设计鲁棒的切换逻辑以应对功率波动，研究重点包括蓄冷与电价响应策略[26]、切换振荡抑制[27]以及硬件层面的高效变换器设计[28]与稳定控制方法[29-30]。然而，综合来看，现有控制策略多数仍基于固定电价或静态阈值的假设，缺乏对动态电价环境下多重不确定性的系统性考量，难以在复杂市场条件下平衡经济性与运行稳定性。

综上所述，面对电力市场化改革带来的新要求，当前研究在以下3个方面仍存在提升空间：其一，预测模型与优化控制环节协同不足，未能形成闭环决策框架；其二，控制策略对动态市场化电价信号的适应能力有待加强；其三，针对无储能系统，缺乏计及电价与光伏出力双重不确定性的鲁棒优化与切换机制。

针对上述问题，本文提出一种面向市场化电价信号的光伏直驱空调系统动态优化控制策略。本文的主要工作为：1）构建卷积神经网络-长短期记忆网络（convolutional neural network-long short-term memory，CNN-LSTM）混合预测模型，为优化提供可靠输入；2）设计以动态运行成本最小化为核心的阈值优化模型，其响应机制可适配动态变化的电价信号；3）提出基于优化阈值与滞回比较器的无储能协同控制方法，保障系统稳定、经济运行。本文旨在为电力市场化环境下公共建筑的低碳、经济运行提供一种新的解决方案。

1 CNN-LSTM预测模型

1.1 CNN-LSTM混合算法原理

CNN-LSTM混合模型通过结合CNN的空间特征提取能力与LSTM的时序建模优势，能有效解决光伏出力和空调负荷预测中的非线性与时序依赖问题[31]。此外，该模型还有良好的抗噪能力，工程适用性强。其核心架构如图1所示，包含输入层、CNN模块、LSTM模块、输出层。

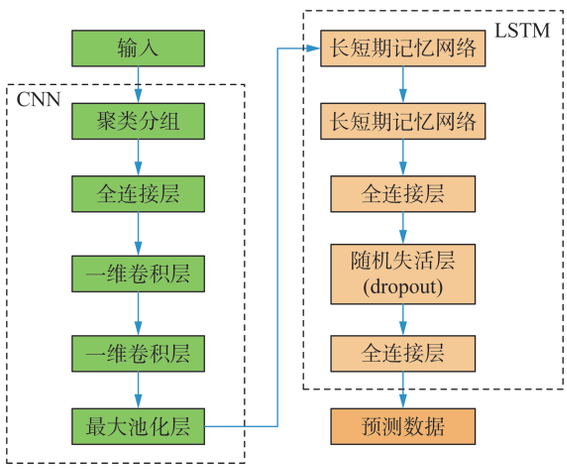


图1 CNN-LSTM网络混合模型

Fig. 1 Hybrid model of CNN-LSTM network

1.1.1 CNN

CNN通过卷积核滑动提取局部空间特征，适用于处理气象数据、光伏出力曲线等具有空间关联性的输入，主要组件包括卷积层和池化层。

$$\boldsymbol{X}_{\text{conv}}(t)=\sum_{k=0}^{K-1}\boldsymbol{W}(k)\cdot\boldsymbol{X}(t+k)+\boldsymbol{b} \tag{1}$$

$$\boldsymbol{X}_{\text{pool}}(t)=\max\left[\boldsymbol{X}_{\text{conv}}(t\cdot s{:}\,t\cdot s+p)\right] \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\text{conv}}(t)$为卷积层在时间步$t$的输出值；$\boldsymbol{X}_{\text{pool}}(t)$为池化层在时间步$t$的输出值；$\boldsymbol{X}(t+k)$为输入序列中第$t+k$个时间点的原始特征值；$K$为卷积核长度；$\boldsymbol{W}(k)$为卷积核权重；$\boldsymbol{b}$为偏置项；$s$为步长；$p$为池化窗口大小。式(1)为卷积操作，式(2)为最大池化操作。

1.1.2　LSTM

LSTM通过门控机制捕捉长期时序依赖，避免传统RNN的梯度消失问题。

$$\boldsymbol{f}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_f\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+\boldsymbol{b}_f\right) \tag{3}$$

$$\boldsymbol{i}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_i\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+\boldsymbol{b}_i\right) \tag{4}$$

$$\tilde{\boldsymbol{C}}_t=\tanh\left(\boldsymbol{W}_C\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+\boldsymbol{b}_C\right) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{o}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_o\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+\boldsymbol{b}_o\right) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{o}_t\odot\tanh\left(\boldsymbol{C}_t\right) \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{f}_t$为遗忘门输出；$\boldsymbol{W}_f$为遗忘门权重矩阵；$\boldsymbol{h}_{t-1}$为$t-1$时间步的隐藏状态；$\boldsymbol{x}_t$为当前时间步的输入；$\boldsymbol{b}_f$为遗忘门偏置项；$\sigma(\cdot)$为Sigmoid激活函数；$\boldsymbol{i}_t$为输入门输出；$\tilde{\boldsymbol{C}}_t$为候选记忆状态；$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{W}_C$分别为输入门、候选记忆的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_i$、$\boldsymbol{b}_C$分别为对应偏置项；tanh为双曲正切函数；$\boldsymbol{o}_t$为输出门结果；$\boldsymbol{h}_t$为当前隐藏状态；$\boldsymbol{W}_o$、$\boldsymbol{b}_o$分别为输出门权重矩阵与偏置；$\boldsymbol{C}_t$为记忆细胞状态(cell state)，用于存储长期信息。

1.1.3　CNN-LSTM混合

为充分利用CNN在提取气象数据局部空间特征方面的优势以及LSTM在建模出力与负荷时序波动规律方面的长处，本文将CNN与LSTM进行混合。具体而言，CNN提取的局部特征经扁平化后，作为时序向量输入LSTM，由后者进一步建模长期依赖关系，最终输出预测值。

1.2　光伏出力预测模型

本节构建的光伏出力预测模型基于物理机理约束的CNN-LSTM混合架构，通过融合光伏板物理特性与深度学习算法，实现高精度预测。加入理论方程约束避免纯数据驱动的盲目性，提升模型在极端天气下的鲁棒性。CNN-LSTM捕捉辐照突变与温度滞后效应，弥补物理模型对复杂气象响应的不足。模型输入为温度序列$T(t)$、太阳辐射强度序列$G(t)$以及光伏系统参数(光伏板面积A、数量N_{pv}、光电转换效率η)，输出为光伏的预测出力$\hat{P}_{\text{pv}}(t)$。

1.2.1　数据预处理

异常值处理：对辐照度$G(t)$、温度$T(t)$采用滑动窗口法，依据莱依达准则剔除超出$\mu\pm3\sigma$范围的异常值，并通过线性插值修复。使用Z-score对输入数据进行标准化，得到标准化后的辐照度$\tilde{G}(t)$和温度$\tilde{T}(t)$。

1.2.2　模型结构设计

本节所构建的预测模型，其核心在于将光伏出力的物理机理与CNN-LSTM数据驱动模型进行深度融合。模型设计不仅包含标准的网络架构，更关键的是引入了一个由物理信息引导的残差学习框架，以确保预测结果既符合物理规律，又能捕捉数据中的复杂非线性偏差。

根据光伏板理论出力方程生成基准值，约束模型输出为：

$$P_{\text{pv}}^{\text{theory}}(t)=\eta N_{\text{pv}}AG(t)\left\{1-\gamma\left[T(t)-T_{\text{STC}}\right]\right\} \tag{8}$$

式中：$P_{\text{pv}}^{\text{theory}}(t)$为光伏板理论出力；$\gamma$为温度系数，典型值取0.4/℃；$T_{\text{STC}}$为标准测试温度。

理论模型虽具有明确的物理意义，但难以完全刻画实际运行中因灰尘遮挡、逆变器损耗以及微气象环境等复杂因素引入的偏差。为此，构建一个CNN-LSTM混合网络来学习这些复杂因素导致的出力残差。

$$\boldsymbol{X}_{\text{conv}}(t)=\sum_{k=0}^{2}\boldsymbol{W}(k)\cdot\tilde{\boldsymbol{G}}(t+k)+\boldsymbol{b} \tag{9}$$

输出特征图维度为16×32。将CNN提取的特征经扁平化后，输入至一个2层LSTM网络，以建模光伏出力随时间演变的长期依赖关系及日周期、天气变化等时序规律。

最终的预测出力通过融合物理基准值与数据驱动修正值得到。本文采用残差学习策略，将CNN-LSTM网络的输出视作对理论物理基准的非线性残差修正：

$$\hat{P}_{\text{pv}}(t)=P_{\text{pv}}^{\text{theory}}(t)+\alpha\cdot P_{\text{CNN-LSTM}}(t) \tag{10}$$

式中：α为自适应融合权重系数；$P_{\text{CNN-LSTM}}(t)$为CNN-LSTM模型输出的预测残差。

此框架的物理意义在于：方程提供了在理想条件下的出力基准，保证了预测趋势的物理合理性；而数据驱动部分$P_{\text{CNN-LSTM}}(t)$则专注于学习从理想条件到真实复杂场景的系统性偏差。这种“物理基准+数据驱动残差”的融合方式，实质上构建了一个轻量化的物理信息神经网络(physics-informed neural network，PINN)结构，它既利用了物理模型的强泛化性和可解释性，又发挥了深度学习模型处理高维非线性问题的强大能力，从而在整体上提升了模型在不同天气条件下的鲁棒性与预测精度。

光伏预测模型的整体架构如图2所示，图2展示了从原始数据输入到物理基准计算、特征提取、时序建模，最终至物理约束融合的完整信息流。

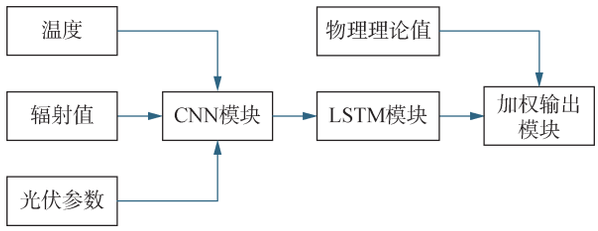


图2 光伏出力预测模型

Fig. 2 Photovoltaic power output forecasting model

1.3 空调运行功率预测模型

空调运行功率预测模型基于热工参数增强的CNN-LSTM架构,通过融合建筑热工特性与动态环境参数,实现公共建筑空调负荷的高精度预测。为利用易于获取的建筑设计参数提升模型在不同建筑间的泛化能力,本节将传热系数与热容等静态热工参数,经标准化后作为特征向量,与动态特征进行融合。

1.3.1 数据预处理

对各项数据采取与光伏预测模型相同的数据处理方法,得到标准化后的湿度$\tilde{H}(t)$和温度$\tilde{T}(t)$。对静态热工参数(围护结构传热系数U和建筑等效热容C)进行全局输入,得到:

$$U_{\text{norm}} = U/U_{\max} \tag{11}$$

$$C_{\text{norm}} = C/C_{\max} \tag{12}$$

式中:U_{norm}、C_{norm}分别为标准化后的围护结构传热系数、建筑等效热容;$U_{\max}$、$C_{\max}$分别为同类建筑围护结构传热系数、建筑等效热容的最大值。

当检测到t时刻建筑内的人员数量$N(t)$=0时,强制设置空调运行功率的预测值$\hat{P}_{\text{ac}}(t)$=0,避免无效预测。

1.3.2 模型结构设计

1)动态特征提取。CNN模块提取温度、湿度时空特征为:

$$\boldsymbol{X}_{\text{conv}}(t) = \sum_{k=0}^{4} \boldsymbol{W}(k) \cdot [\tilde{T}(t+k), \tilde{H}(t+k)] + \boldsymbol{b} \tag{13}$$

2)静态特征融合。将标准化后的U_{norm}和C_{norm}通过全连接层映射为特征向量,与CNN输出拼接:

$$\boldsymbol{X}_{\text{fusion}} = \text{Concat}\left(\boldsymbol{X}_{\text{conv}}, \boldsymbol{W}_s \cdot \left[U_{\text{norm}}, C_{\text{norm}}\right]^{\text{T}} + \boldsymbol{b}_s\right) \tag{14}$$

式中:Concat(·)为拼接操作;$\boldsymbol{W}_s$为静态特征的权重矩阵;$\boldsymbol{b}_s$为静态特征线性变换的偏置项。

3)LSTM时序建模。双层LSTM建模负荷动态为:

$$\boldsymbol{h}_t = \text{LSTM}(\boldsymbol{X}_{\text{fusion}}, \boldsymbol{h}_{t-1}) \tag{15}$$

输出层通过Sigmoid函数约束负荷范围:

$$\hat{P}_{\text{ac}}(t) = P_{\max} \cdot \sigma(\boldsymbol{W}_o \boldsymbol{h}_t + \boldsymbol{b}_o) \tag{16}$$

式中:$\hat{P}_{\text{ac}}(t)$为模型预测的空调运行功率;$P_{\max}$为额定最大功率。

空调负荷预测模型的架构如图3所示。模型输入层同时接收2类异构数据源:动态时序环境参数及表征建筑热物理特性的静态参数。CNN特征提取模块首先解析动态参数的时空关联模式,继而与静态热工参数进行特征级融合。融合后的高阶特征输入LSTM时序建模层,该层专注于捕捉负荷随环境与建筑状态演化的长期依赖关系。最终,输出层通过激活函数将预测值严格约束在空调系统额定功率范围内,确保预测结果的物理合理性。

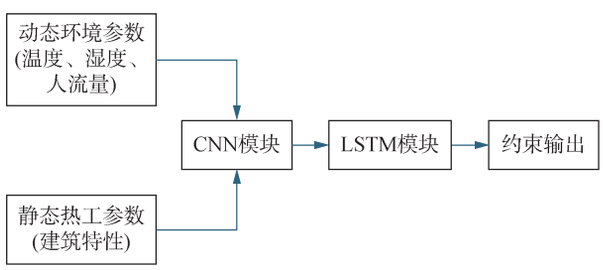


图3 空调负荷预测模型

Fig. 3 Air conditioning load forecasting model

2 动态市场化电价响应策略

2.1 电价机制分析与时段划分策略

2.1.1 动态电价时段划分

在电力市场化改革背景下,用户侧所接收的电价信号将由传统的政府定价模式,逐步转变为反映实时电力供需关系的市场化价格信号。这种电价信号通常呈现出更高的波动性与不确定性[32]。为提升光伏直驱空调系统在此环境下的经济性,本节首先对电价形成机制进行分析,并据此划分运行时段,为后续优化控制奠定基础。本文基于光伏出力预测模型及空调负荷预测模型,并参考现货市场试运行期间的典型价格曲线,将一天24 h划分为以下3个特征时段(以西北地区某图书馆为例):

1)高电价时段。此时段通常对应电网负荷高峰,市场出清电价处于高位。而在此期间,光伏出力充足。策略的核心在于优先最大化消纳光伏电力,直接替代高价电网购电,实现经济运行。

2)低电价时段。此时段电网负荷与电价均处于低谷,且光伏无出力。建筑处于闭馆状态(人流量为0),空调基础负荷低。策略的关键在于利用最低的电价成本,运行空调进行预冷蓄能,将冷量储存于建筑热惯性中,以削减后续高电价时段的空调负荷。

3)平电价时段。此作为过渡调节时段,电价与负荷水平适中。系统将根据实时光伏出力与负荷需求的匹配情况,灵活采用光伏直供或混合供电模式,

实现成本与舒适性的动态平衡。

划分的依据来源于三方面：一是该划分契合“源荷协同”理念，引导系统在光伏富裕且电价高时优先自用，在无光且电价低时蓄能；二是充分利用建筑热惯性的“虚拟储能”作用，将用电需求从高电价时段转移至低电价时段，实现削峰填谷与经济性提升；三是该动态划分方法并非固定不变，其时段边界可根据预测的市场化电价曲线与本地源荷情况进行调整，从而增强策略对市场变化的适应能力。上述时段划分结果为后续的蓄冷优化和动态阈值设定提供了时间基准。

2.1.2　灵敏度分析模型

为量化关键参数对经济性的影响，定义灵敏度系数 S_δ 和光伏自消纳率 δ 来表征光伏出力与负荷的实时匹配效率。

$$S_\delta = \frac{\partial \ln C}{\partial \ln \delta} = \frac{\delta}{C} \cdot \frac{\partial C}{\partial \delta} \tag{17}$$

$$\delta = \frac{\int_t \min\left[P_{\mathrm{pv}}(t), P_{\mathrm{load}}(t)\right] \mathrm{d}t}{\int_t P_{\mathrm{pv}}(t) \mathrm{d}t} \tag{18}$$

式中：C 为系统日均运行成本；$P_{\mathrm{load}}(t)$ 为空调系统的实时负荷功率。当 $S_\delta<0$ 时，光伏自消纳率提升对冲电价波动风险。

2.1.3　鲁棒性评价方法

针对光伏出力与负荷预测误差对时段划分的影响，提出鲁棒性评价指标 R。

$$R = \frac{\sum \left| t_{\mathrm{real}} - t_{\mathrm{pred}} \right|}{\sum t_{\mathrm{pred}}} \tag{19}$$

式中：t_{real} 为实际时段边界；t_{pred} 为预测时段边界。若预测误差导致时段偏移，R 量化时间偏差对策略的影响，$R \leqslant 0.1$ 表示策略对预测误差具有容忍性。

2.2　面向市场化电价的热惯性蓄冷优化模型

在市场化电价环境下，电价波动更为显著。建筑热惯性作为一种“虚拟储能”资源，为系统提供了宝贵的灵活性。通过在高电价时段释放存储的冷/热量，可以减少电网购电；而在低电价时段进行预冷蓄能，则能以更低成本提前储备调节能力。因此，量化并优化利用热惯性，是提升系统在市场中经济竞争力的关键。

2.2.1　建筑热惯性建模

将建筑热工参数嵌入预冷优化，量化热惯性的时移潜力。通过温度松弛与预冷蓄能替代硬件储能，降低系统复杂度。建筑热惯性可通过等效热容模型表征：

$$C_{\mathrm{th}} \frac{\mathrm{d}T_{\mathrm{in}}(t)}{\mathrm{d}t} = P_{\mathrm{AC}}(t) - Q_{\mathrm{loss}}(t) + Q_{\mathrm{precool}}(t) \tag{20}$$

式中：C_{th} 为建筑等效热容，由围护结构材料属性质量与空间体积计算，$C_{\mathrm{th}}=\sum m_i c_i$，其中 m_i 为围护结构材料质量，c_i 为比热容；$T_{\mathrm{in}}(t)$ 为室内温度；$P_{\mathrm{AC}}(t)$ 为空调制冷功率；$Q_{\mathrm{loss}}(t)$ 为热损失功率，通过室内外温差和热损失系数得出；$Q_{\mathrm{precool}}(t)$ 为蓄能功率，低电价时段通过降低设定温度储存冷量，需满足 $Q_{\mathrm{precool}}(t) \leqslant \eta_{\mathrm{precool}} P_{\mathrm{AC,max}}$，$\eta_{\mathrm{precool}}$ 为蓄冷效率，取值为 85%，$P_{\mathrm{AC,max}}$ 为空调最大制冷功率。

2.2.2　蓄冷优化目标函数

以最小化低电价时段预冷成本为目标，同时最大化高电价时段空调负荷削减效益：

$$\min\left\{\sum_{t \in \tau_{\mathrm{valley}}} c_{\mathrm{valley}} Q_{\mathrm{precool}}(t) \Delta t\right\} - \max\left\{\sum_{t \in \tau_{\mathrm{peak}}} \Delta P_{\mathrm{AC,peak}}(t) c_{\mathrm{peak}} \Delta t\right\} \tag{21}$$

式中：τ_{valley}、τ_{peak} 分别为低电价时段和高电价时段集合；c_{valley}、c_{peak} 分别为低电价时段的电价和高电价时段的电价；$\Delta P_{\mathrm{AC,peak}}(t)$ 为高电价时段的可削减负荷。

约束条件为：

$$\begin{cases} \text{温度约束：} T_{\mathrm{in}}(t) \geqslant 22\ ^\circ\mathrm{C}, \forall t \in \tau_{\mathrm{valley}} \\ \text{预冷时段：} C_{\mathrm{th}}\left[T_{\mathrm{precool}} - T_{\mathrm{in}}(t_{\mathrm{valley-start}})\right] \geqslant \sum_{t \in \tau_{\mathrm{valley}}} \left[Q_{\mathrm{precool}}(t)\Delta t - Q_{\mathrm{loss}}(t)\Delta t\right] \end{cases} \tag{22}$$

式中：T_{precool} 为目标预冷温度；$t_{\mathrm{valley-start}}$ 为低电价时段的开始时刻。

求解目标函数采用两阶段线性规划，对于低电价时段预冷规划，求解满足 T_{precool} 的最大 $Q_{\mathrm{precool}}(t)$ 序列。对于高电价时段负荷削减，根据预冷蓄能量，计算高电价时段可削减负荷 $\Delta P_{\mathrm{AC,peak}}(t)$：

$$\Delta P_{\mathrm{AC,peak}}(t) = \frac{Q_{\mathrm{precool,max}}}{\Delta t_{\mathrm{peak}}} \tag{23}$$

式中：Δt_{peak} 为高电价时段总时长；$Q_{\mathrm{precool,max}}$ 为冷蓄能量，$Q_{\mathrm{precool,max}}=\sum Q_{\mathrm{precool}}(t)\Delta t$。

2.2.3　动态温度松弛设置

在高电价时段，根据光伏出力 $P_{\mathrm{pv}}(t)$ 与空调负荷 $P_{\mathrm{AC}}(t)$ 的实时匹配情况，动态调整设定温度 $T_{\mathrm{set}}(t)$，通过自适应调整温度设定，平衡经济性与舒适性。

设置基准温度 $T_{\mathrm{set,default}}=26\ ^\circ\mathrm{C}$，松弛范围 $\Delta T_{\mathrm{relax}} \in [0.5, 2.0]\ ^\circ\mathrm{C}$。调整规则为：

$$T_{\mathrm{set}}(t) = T_{\mathrm{set,default}} + \Delta T_{\mathrm{relax}}\left[1 - \frac{P_{\mathrm{pv}}(t)}{P_{\mathrm{AC}}(t)}\right] \tag{24}$$

当 $P_{\mathrm{pv}}(t)<P_{\mathrm{AC}}(t)$ 时，温度按功率缺额比例放宽，最高至 28 ℃。

2.3 经济性目标函数设计

经济性目标函数是市场化电价响应策略的核心，需统筹运行成本、光伏消纳率与热舒适性等多目标优化。使用复合目标函数，将动态电价、蓄冷优化与实时控制纳入统一框架，并通过约束条件确保系统安全性与舒适性。将市场化电价、热舒适性、光伏消纳统一，实现电价-舒适性-弃电协同。经济性目标函数的设计需在满足用户热舒适性的前提下，实现光伏直驱空调系统运行成本的最小化。利用多目标权衡的优化框架，将市场化电价、光伏消纳与建筑热惯性特性相结合，通过线性加权法构建复合目标函数，为后续控制策略提供经济性优化依据。

经济性优化的核心目标是平衡运行成本、光伏消纳率与热舒适性三者的关系。为此，定义复合目标函数：

$$C_{\text{total}} = w_1 C_{\text{elec}} + w_2 C_{\text{discomfort}} + w_3 C_{\text{pv_waste}} \tag{25}$$

式中：C_{total}为用电总价；C_{elec}为电网购电成本，由市场化电价与电网购电量的乘积计算；$C_{\text{discomfort}}$为热舒适性惩罚项，当室内温度超出设定范围时按偏离程度累计惩罚，用于量化温度偏离设定范围的经济损失，通过惩罚系数和设定温度与实际温度差值计算；$C_{\text{pv_waste}}$为光伏弃电成本，表征未消纳光伏电力的经济损失，通过最大光伏出力功率与空调运行功率之差与弃电惩罚系数计算；w_1、w_2、w_3为权重系数，w_1取0.6，w_2取0.3，w_3取0.1，权重设置原则为优先保证运行经济性，同时兼顾舒适性与光伏消纳，具体比例可通过敏感性分析调整。

在动态市场化电价响应策略设计中，经济性优化以复合目标函数为核心框架，统筹电网购电成本、热舒适性约束与光伏弃电抑制三者的平衡关系。其中，电网购电成本被赋予最高权重。在市场化环境下，该成本项是主要的不确定性和风险来源，优化旨在积极应对电价的动态波动。并且限制室内温度波动范围，避免过度牺牲用户体验；弃电成本项以低电价时段电价量化未消纳光伏电力的机会损失，激励系统优先利用可再生能源。

空调负荷由光伏出力与电网购电共同满足，即：

$$P_{\text{load}}(t) \leqslant P_{\text{pv}}(t) + P_{\text{grid}}(t) \tag{26}$$

式中：$P_{\text{grid}}(t)$为电网购电功率。

在优化逻辑中，低电价时段电价最低时，空调系统以最大功率运行进行预冷蓄能，利用建筑热惯性储存冷量；高电价时段电价最高时，释放预存冷量并动态松弛温度设定，减少高价电网电力依赖；平电价时段则根据实时光伏出力与负荷需求，按比例混合供电，在成本与舒适性间实现动态平衡。该策略通过物理约束与电价信号的深度耦合，达成“经济性主导、舒适性兜底、消纳率优先”的协同优化目标。预冷策略与动态温度设定协同框架如图4所示。

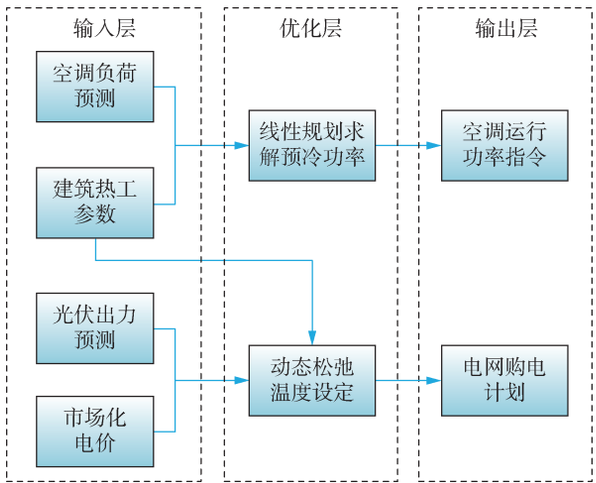


图4 预冷策略与动态温度设定协同框架

Fig. 4 Framework for the synergistic integration of precooling strategies and dynamic temperature settings

2.4 动态阈值的生成与下发

求解上述经济性优化模型后，系统将得到未来24 h的最优控制序列。该序列不仅包含各时段的基准室温设定$T_{\text{setbase}}(t)$和预冷功率$P_{\text{precool}}(t)$，还包含用于实时控制的动态切换阈值$\Delta P_{\text{high}}(t)$和$\Delta P_{\text{low}}(t)$。这些阈值由优化结果动态生成，以响应市场化电价信号。以西北地区某夏季典型日为例，$\Delta P_{\text{high}}(t)$可采用与电价时段和光伏预测相关的分段函数表示：

$$\Delta P_{\text{high}}(t) = \begin{cases} 0.05P_{\text{rated}}, & t \in \tau_{\text{peak}} \\ 0.10P_{\text{rated}}, & t \in \tau_{\text{valley}} \\ 0.08P_{\text{rated}}, & \text{其他} \end{cases} \tag{27}$$

式中：P_{rated}为空调额定功率。该函数的设计逻辑为：高电价时段且光伏充足时取较小阈值，以最大化光伏利用；低电价时段取较大阈值，以减少非必要切换。实际应用中，阈值函数可根据优化目标和工程经验进一步精细化。

上述动态阈值生成后，通过上层能量管理系统下发至本地控制器，作为第3章所述滞回比较器的输入参数。至此，建立了从“预测—优化”到“实时控制”的信息传递链路。

3 无储能协同控制

3.1 光伏/电网功率分配逻辑

无储能光伏直驱系统的核心在于实现光伏出力与空调负荷的实时匹配，并通过电网补偿功率差额。为保障系统运行的稳定性与经济性，需设计高效的功率分配逻辑，其核心原则为“光伏优先、电网补充、动态切换”。具体而言，光伏出力$P_{\text{pv}}(t)$优先供给空

调负荷 $P_{AC}(t)$，当光伏出力不足时，差额部分由电网供电 $P_{grid}(t)$ 补偿。这一分配逻辑通过实时监测光伏与负荷的功率差值 $\Delta P=P_{AC}(t)-P_{pv}(t)$ 触发切换动作，并引入滞回比较器抑制频繁切换对设备的损耗。

功率分配规则可分为 3 种场景：1）光伏直供模式。当 $\Delta P\leqslant 0$ 时，光伏出力完全覆盖空调需求，剩余电力可通过建筑热惯性储能或主动弃光。2）混合供电模式。当 $0<\Delta P<\Delta P_{high}(t)$ 时，光伏出力部分满足需求，差额 ΔP 由电网按需补偿。3）电网主导模式。当 $\Delta P\geqslant\Delta P_{high}(t)$ 时，光伏出力严重不足，空调完全由电网供电。

$\Delta P_{high}(t)$ 和 $\Delta P_{low}(t)$ 分别为滞回比较器的动态上、下限阈值，其具体数值由上层优化模型根据电价时段和光伏预测结果动态确定。例如，在高电价时段且光伏充足时，取较小阈值以提高光伏利用率；在低电价时段，取较大阈值以减少非必要切换。$\Delta P_{low}(t)$ 通常设为 $\Delta P_{high}(t)$ 的 60%~80%，以保持滞回区间的合理性。通过引入滞回区间，可有效避免因短期光伏波动导致的频繁切换问题，延长设备寿命并提升系统稳定性。

对于保护机制设置集成过压、欠压及过流保护模块，确保母线电压稳定。整个分配逻辑通过硬件电路与软件算法的协同实现，既降低了无储能系统的复杂度，又兼顾了经济性与可靠性。

3.2　滞回比较器与切换保护设计

滞回比较器是无储能系统中实现模式平滑切换的核心控制模块，其功能是通过设定上下限阈值，避免因光伏出力波动或负荷突变导致的频繁供电模式切换。具体而言，当光伏出力与空调负荷的功率差值 $\Delta P=P_{AC}(t)-P_{pv}(t)$ 超过上限阈值 $\Delta P_{high}(t)$ 时，系统切换至电网供电模式；当 ΔP 回落至下限阈值 $\Delta P_{low}(t)$ 以下时，系统重新恢复光伏直供模式。

在市场化电价机制下，高电价时段可适当缩小滞回带宽以提高控制灵敏度，低电价时段则扩大带宽以减少非必要切换。

为保障系统安全性与设备寿命，需在滞回比较器的基础上集成以下保护模块：

1）电压保护：实时监测直流母线电压 U_{dc}，若超出允许范围，立即触发断路保护，防止过压或欠压对逆变器及空调驱动电路造成损害。

2）电流保护：通过霍尔传感器检测电网侧电流 I_{grid}，当电流超过断路器额定值时，切断电网供电回路。

3）延时继电器：在模式切换动作后，强制进入至少 5 min 的“锁定状态”，在此期间禁止再次切换。此设计可规避短时功率波动引起的振荡问题，延长继电器与开关器件的使用寿命。

对于控制逻辑实现，首先对输入信号处理，将光伏出力 $P_{pv}(t)$、空调负荷 $P_{AC}(t)$ 及反映光伏阵列与电网之间功率平衡状态的直流母线电压 U_{dc} 输入滞回比较器。然后进行判决，根据 ΔP 与阈值的比较结果生成切换指令。再进行保护优先级判定，若电压或电流超限，优先执行保护动作，暂停模式切换。

无储能协同控制逻辑框架如图 5 所示。

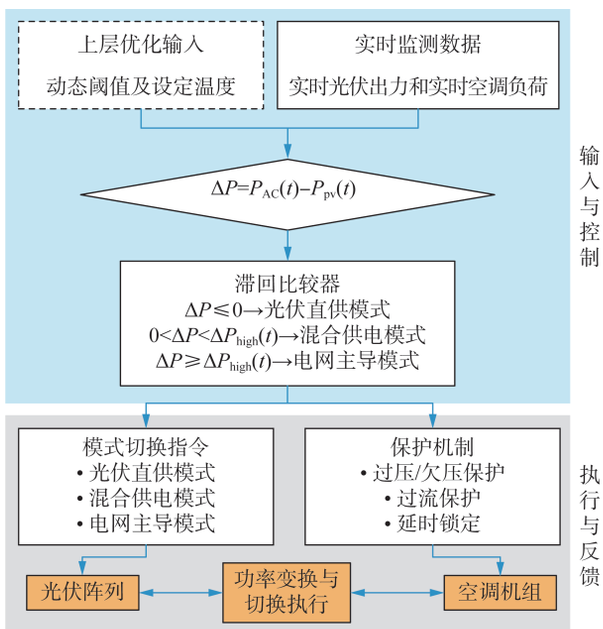


图 5　无储能协同控制逻辑框架

Fig. 5　Control logic framework for non-energy-storage coordination

4　系统验证

4.1　实验场景与数据描述

西北某图书馆建筑面积为 3300 m²，主体结构采用混凝土框架与玻璃幕墙混合设计，其中玻璃幕墙占比约 30%。建筑围护结构热工参数经实测确定：外墙热阻为 2.0 (m²·K)/W，混凝土墙体热容为 210 kJ/(m²·K)，玻璃导热系数为 1.0 W/(m·K)，整体传热系数为 0.6 W/(m²·K)。建筑蓄热系数为 15.36，图书馆屋顶部署 572 块单晶硅光伏板，单板尺寸为 1.6 m×1.2 m，光电转换效率为 21%。空调系统采用变频多联机组，额定功率范围为 70~140 kW，能够根据负荷需求动态调节运行状态。系统运行时间与图书馆开放时间一致，即每周二至周日 10:00—23:00 开放，周一闭馆，闭馆期间空调强制停机。其建筑信息模型（building information modeling，BIM）如图 6 所示。实验数据基于 2024 年全年历史记录，涵盖室外温度、相对湿度、人流量、光伏出力及空调运行功率。闭馆日空调功率强制置 0。

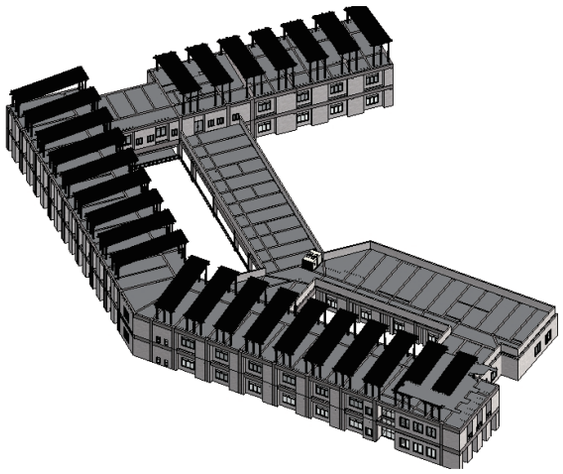


图6 西北某图书馆的BIM场景建模

Fig. 6 BIM scene modeling of a library in Northwest China

4.2 仿真结果与分析

为全面验证所提策略的有效性，本文从2个层面进行仿真分析：首先，基于全年8760 h逐时数据，验证混合预测模型在全时间尺度下的预测精度；其次，选取典型日进行15 min步长的精细仿真，对比分析动态阈值控制策略与传统固定阈值策略的经济性与动态响应能力。

1）预测模型精度验证。

基于全年8760 h逐时数据的仿真结果如图7、图8所示。图7为光伏出力预测误差按月分布的箱形图，图中每个箱体展示了该月预测误差（预测值−真实值）的分布特征，包括中位数、上下四分位数及异常值范围。可以看出，各月预测误差中位数均接近0，且箱体宽度较小，表明模型在全年的不同季节和天气条件下均保持了稳定的预测精度。全年光伏出力预测的均方根误差为3.0 kW。图8为空调负荷预测误差按月分布的箱形图。引入建筑热工参数后，模型在各月的预测误差分布更为集中，尤其在高负荷的夏季月份，误差波动范围显著收窄。全年空调负荷预测均方根误差（root mean square error，RMSE）为3.5 kW，较未引入热工参数的对比模型降低26.9%。上述结果表明，所构建的CNN-LSTM混合预测模型具有良好的泛化能力和鲁棒性，可为后续优化控制提供可靠输入。

2）控制策略经济性分析。

为验证所提动态阈值控制策略的有效性，选取夏季典型晴天进行15 min步长的精细仿真，并与传统固定阈值控制策略进行对比，结果见表1。

在典型日场景中，本文策略通过利用建筑热惯性进行预冷，使高电价时段的空调负荷峰值削减18%；光伏出力覆盖全天69.6%的空调负荷，电网依

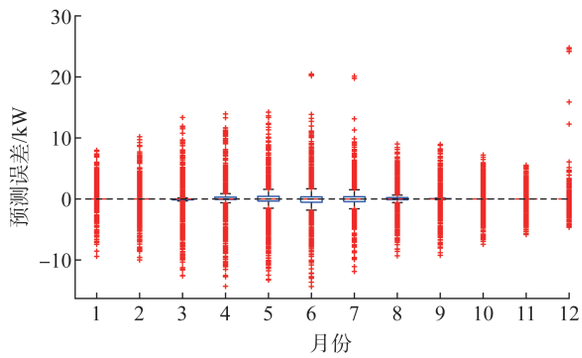


图7 光伏出力预测误差按月分布箱形图

Fig. 7 Box plot of monthly distribution of photovoltaic power forecasting errors

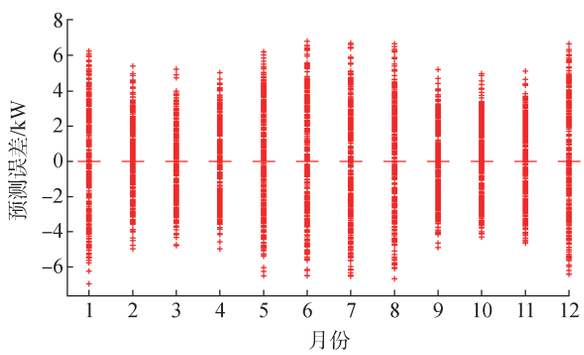


图8 空调负荷预测误差按月分布的箱形图

Fig. 8 Box plot of monthly distribution of air conditioning load forecasting errors

表1 场景仿真结果对比

Table 1 Comparison of scenario simulation results

策略	日均运行成本/元	光伏消纳/%	切换频次/（次/天）
传统策略	1241（晴） 1420（阴）	71.5（晴） 52.4（阴）	12
本文策略	980（晴） 1320（阴）	82.3（晴） 67.8（阴）	7

赖度仅为30.4%。日均运行成本为980元，较传统策略降低21.6%。光伏消纳率达82.3%，显著高于传统策略的71.5%。此外，滞回控制将日均模式切换次数从12次降至7次。

阴雨天气下的仿真结果显示，尽管光伏出力降至额定值的30%，但本文所提策略仍能通过动态温度松弛将电网购电比例控制在55%以下，日均运行成本较传统策略降低18%，消纳率提升至67.8%。这表明所提策略在不同天气条件下均具有良好的适应性。

3）温度松弛与舒适性。

在典型日仿真中，当光伏出力不足时，设定温度根据功率缺额比例从26.0 ℃逐步放宽至27.5 ℃。室内实际温度波动范围为26.5~27.8 ℃，满足美国采

暖、制冷与空调工程师学会（American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, ASHRAE）舒适性标准（24~28 ℃）要求，表明动态温度松弛策略在保障经济性的同时未牺牲舒适性。

5　结　论

本文针对无储能光伏直驱空调系统在公共建筑中的应用，提出了融合市场化电价响应与物理约束预测的动态控制策略。以西北某图书馆为案例，通过仿真验证与数据分析，得出以下结论：

1）预测模型性能优越：基于 CNN-LSTM 的混合预测模型通过嵌入建筑热工参数与气象特征，显著提升了光伏出力与空调负荷的预测精度。在测试集上，光伏出力预测 RMSE 为 3.0 kW，空调负荷预测 RMSE 为 3.5 kW，较传统模型降低 26.9%，为后续控制策略提供了可靠输入。

2）经济性提升：动态市场化电价响应策略结合滞回控制与温度松弛机制，使系统日均运行成本降低 21.6%，高电价时段空调负荷峰值削减 18%，光伏消纳率达 82.3%。案例表明，在晴天场景下，系统可减少电网依赖度，在阴雨天气下仍能通过预冷蓄能维持经济性。

3）工程可行性验证：通过验证，滞回比较器与保护机制的设计有效抑制了模式切换频次。

在后续研究中，将针对无储能光伏直驱系统与需求响应机制融合，参与电网调峰辅助服务，进一步挖掘经济性潜力。本文为无储能光伏直驱系统的设计与推广提供了理论支撑与工程参考，助力公共建筑实现“双碳”目标下的能效升级。

利益冲突声明（Conflict of Interests）：

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明（Authors' Contributions）：

宫照国制定研究对象范围，采集、清洗与分析数据；希望·阿不都瓦依提参与论文修订、论文最终版本修订；尹纯亚修订论文、审核论文；李笑竹提出基本框架、研究方向，设计论文框架，实施研究过程；陈成林进行实验及分析、文献调研与整理；王旭晖承担图形绘制。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

6　参考文献

[1] 朱兰，蔡武军，宋一帆，等. 考虑电网频率安全的空调负荷聚合商多时段优化调度策略及响应激励设计[J]. 电网技术，2026，50(2)：600-609.
Zhu Lan，Cai Wujun，Song Yifan，et al. Multiple time interval optimal scheduling strategy and response incentive design of air conditioning load aggregator considering frequency security of power grid[J]. Power System Technology，2026，50(2)：600-609.

[2] 赵琳卉，曹其梦，王赏玉，等. 太阳能富集区低层居住建筑适宜性低碳技术气候分区[J]. 太阳能学报，2026，47(3)：49-60.
Zhao Linhui，Cao Qimeng，Wang Shangyu，et al. Climate zoning for suitability of low-carbon technologies in low-rise residential buildings in solar-rich areas [J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2026，47(3)：49-60.

[3] 陈亿锋，蔡阳，林振涛，等. 分时电价下主被动协同降温系统性能及经济性分析[J]. 储能科学与技术，2026，15(3)：886-894.
Chen Yifeng，Cai Yang，Lin Zhentao，et al. Optimization and economic analysis of active-passive cooperative cooling system based on time-sharing tariffs[J]. Energy Storage Science and Technology，2026，15(3)：886-894.

[4] 吴迟绿，杨晓辉，万钊，等. 计及碳-绿证互联交易的虚拟电厂两阶段鲁棒优化调度[J]. 智慧电力，2025，53(5)：16-23.
Wu Chilü，Yang Xiaohui，Wan Zhao，et al. Two-stage robust optimal scheduling for virtual power plants considering carbon-green certificate interlinked trading [J]. Smart Power，2025，53 (5)：16-23.

[5] 电力中长期市场基本规则：发改能源规〔2025〕1656号[EB/OL]. (2025-12-17)[2026-03-05]. https://www. nea. gov. cn/2025-12/17/c_1314892344. html.

[6] 付子豪，喻洁，李利利，等. 基于历史电价引导的相似多面体发电资源聚合方法[J]. 电力自动化设备，2025，45(8)：62-70.
Fu Zihao，Yu Jie，Li Lili，et al. Aggregation method of generation resource based on similar polyhedrons guided by historical electricity price [J]. Electric Power Automation Equipment，2025，45 (8)：62-70.

[7] 陶长河，鲁玲，张羽，等. 基于禀赋效应的微电网经济优化运行策略[J]. 电力建设，2025，46(7)：82-94.
Tao Changhe，Lu Ling，Zhang Yu，et al. Economic optimization operation strategy of microgrid based on behavioral economics theory [J]. Electric Power Construction，2025，46(7)：82-94.

[8] Bai M L，Zhou G W，Yao P，et al. Deep multi-attribute spatial-temporal graph convolutional recurrent neural network-based multivariable spatial-temporal information fusion for short-term probabilistic forecast of multi-site photovoltaic power [J]. Expert Systems with Applications，2025，279：127458.

[9] 郭文凯，王果，闵永智，等. 基于FOX-VMD联合小波阈值去噪的短期光伏功率预测研究[J]. 太阳能学报，2025，46(6)：260-270.
Guo Wenkai，Wang Guo，Min Yongzhi，et al. Research of short-term photovoltaic power prediction based on fox-vmd combined with wavelet threshold denoising [J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2025，46(6)：260-270.

[10] 庄家懿，杨国华，郑豪丰，等. 基于多模型融合的CNN-LSTM-XGBoost短期电力负荷预测方法[J]. 中国电力，2021，54(5)：46-55.
Zhuang Jiayi，Yang Guohua，Zheng Haofeng，et al. Short-term load forecasting method based on multi-model fusion using CNN-

LSTM-XGBoost framework[J]. Electric Power, 2021, 54(5): 46-55.

[11] Li Y H, Qin D L, Lu T Y, et al. Toward on-device distributed photovoltaic power forecasting: a tiny online learning framework[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2026, 17(1): 733-745.

[12] 魏健, 赵红涛, 刘敦楠, 等. 基于注意力机制的CNN-LSTM短期电力负荷预测方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2021, 48(1): 42-47.
Wei Jian, Zhao Hongtao, Liu Dunnan, et al. Short-term power load forecasting method by attention-based CNN-LSTM[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2021, 48(1): 42-47.

[13] 沈运帷, 徐凯, 林顺富, 等. 考虑广义储能参与的多园区综合能源系统低碳优化运行策略[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(11): 41-51.
Shen Yunwei, Xu Kai, Lin Shunfu, et al. Low-carbon optimal operation strategy of multi-park integrated energy system considering generalized energy storage participation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(11): 41-51.

[14] 贺宁, 闫琦, 李若夏, 等. 基于CEEMDAN和TCN-GRU-MLR模型的空调电负荷短期预测[J/OL]. 控制工程, 2023-12-28. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230938.
He Ning, Yan Qi, Li Ruoxia, et al. Short-term forecasting of air conditioning electric load based on CEEMDAN and TCN-GRU-MLR model[J/OL]. Control Engineering of China, 2023-12-28. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230938.

[15] 温茂林, 邓汉钧, 杨帅, 等. 基于MPFA内嵌物理神经网络的园区空调负荷短期预测[J]. 电网与清洁能源, 2025, 41(4): 1-11.
Wen Maolin, Deng Hanjun, Yang Shuai, et al. Short term load forecasting of air conditioning in the park based on MPFA embedded physical neural network[J]. Power System and Clean Energy, 2025, 41(4): 1-11.

[16] 葛晓琳, 王云鹏, 朱肖和, 等. 计及差异化能量惯性的电-热-气综合能源系统日前优化调度[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4630-4642.
Ge Xiaolin, Wang Yunpeng, Zhu Xiaohe, et al. Day-ahead optimal scheduling for integrated power, heat and gas energy system considering differentiation energy inertia[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4630-4642.

[17] 张宏业, 吴杰康, 蔡锦健, 等. 考虑空调负荷和柔性热负荷响应的综合能源系统储能鲁棒优化配置[J]. 电网技术, 2022, 46(7): 2733-2744.
Zhang Hongye, Wu Jiekang, Cai Jinjian, et al. Robust optimal allocation of energy storage in integrated energy system considering demand response of air conditioning load and flexible heating load[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2733-2744.

[18] 常春, 徐啸宇, 郑嘉盈, 等. 面向电网调峰的盘管式冰蓄冷空调技术研究[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(12): 4799-4814.
Chang Chun, Xu Xiaoyu, Zheng Jiaying, et al. Research on coil type ice storage air conditioning technology for power grid peak regulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(12): 4799-4814.

[19] 汤卓凡, 王奎, 赵建立, 等. 空调负荷参与需求响应的激励机制研究[J]. 浙江电力, 2025, 44(2): 32-41.
Tang Zhuofan, Wang Kui, Zhao Jianli, et al. A study on incentive mechanisms for air-conditioning loads participating in demand response[J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(2): 32-41.

[20] 戚军, 王浚潇, 胡伟俊, 等. 计及电能质量的虚拟电厂分时电价主从博弈优化方法[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(21): 64-84.
Qi Jun, Wang Junxiao, Hu Weijun, et al. Optimization method of Stackelberg game for time-of-use electricity price of virtual power plants considering power quality[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(21): 64-84.

[21] de Novaes Pires Leite G, Weschenfelder F, Araújo A M, et al. An economic analysis of the integration between air-conditioning and solar photovoltaic systems[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 185: 836-849.

[22] 王舒萍, 张沈习, 程浩忠, 等. 计及用户热舒适度的综合能源系统可靠性指标及评估方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(1): 86-95.
Wang Shuping, Zhang Shenxi, Cheng Haozhong, et al. Reliability indices and evaluation method of integrated energy system considering thermal comfort level of customers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(1): 86-95.

[23] 王程锦, 何晋伟, 张嘉正, 等. 模块化无储能型动态电压恢复器多机并联系统及控制方法[J]. 电工技术学报, 2026, 41(8): 2735-2748.
Wang Chengjin, He Jinwei, Zhang Jiazheng, et al. Modular No-energy storage dynamic voltage restorer multi-parallel system and control method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2026, 41(8): 2735-2748.

[24] Liu R H, Pan Y X, Chen Y Z. Scalable building HVAC control through laxity-based reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2026, PP(99): 1.

[25] 杨婷, 朱晓, 陆旦宏, 等. 计及场景互动意愿的定变频空调群优化调控[J]. 电力工程技术, 2025, 44(2): 197-208.
Yang Ting, Zhu Xiao, Lu Danhong, et al. Optimal control for fixed and inverter air conditioning groups considering interaction willingness in scenarios[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(2): 197-208.

[26] Ye A Q, Zhao Z G, Liu S, et al. Flexible energy utilization potential of demand response oriented photovoltaic direct-driven air-conditioning system with energy storage[J]. Energy and Buildings, 2024, 323: 114818.

[27] 江守其, 张海峰, 付贵, 等. 提升光储并网系统频率稳定性的协调控制策略[J]. 电力建设, 2025, 46(8): 138-149.
Jiang Shouqi, Zhang Haifeng, Fu Gui, et al. Coordinated control strategies for enhancing frequency stability of photovoltaic and storage networking systems[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(8): 138-149.

[28] Ma Y R, Wang P P, Hou D S, et al. Optimization model of time-of-use electricity pricing considering dynamical time delay of demand-side response[J]. Energies, 2025, 18(10): 1-16.

[29] Hasan M M, Jaman S, Geury T, et al. Performance assessment of a grid-connected two-stage bidirectional converter for a combined

PV-battery energy storage system[J]. Energies, 2023, 16(11): 4486.

[30] 罗宇航，肖凡，郑宇婷，等. 基于稳定域的PQ控制并网逆变器稳定性分析方法[J]. 电工技术学报，2025，40(22)：7334-7348.
Luo Yuhang, Xiao Fan, Zheng Yuting, et al. Stability analysis method of grid-connected inverter with PQ control based on stable operating region [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(22): 7334-7348.

[31] 申洪涛，李飞，史轮，等. 基于气象数据降维与混合深度学习的短期电力负荷预测[J]. 电力建设，2024，45(1)：13-21.
Shen Hongtao, Li Fei, Shi Lun, et al. Short-term power load forecasting based on reduction of meteorological data dimensionality and hybrid deep learning[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(1): 13-21.

[32] 郭鸿业，张帅龙，田洪迅，等. 面向新型电力系统的市场化容量充裕性机制实践与建议[J]. 电力系统自动化，2026，50(9)：27-40.
Guo Hongye, Zhang Shuailong, Tian Hongxun, et al. Practices and recommendations of market-based capacity adequacy mechanisms for new power systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2026, 50(9): 27-40.

收稿日期：2026-02-11　**修回日期**：2026-04-14

作者简介：


宫照国

宫照国(2001)，男，硕士研究生，主要研究方向为微电网运行优化控制；

希望·阿不都瓦依提(1967)，男，博士，副教授，通信作者，主要研究方向为清洁能源发电、储能设备电能管理，E-mail：xiwang_x@126.com；

尹纯亚(1994)，男，博士，副教授，主要研究方向为高比例新能源电力系统稳定运行与控制，电力市场背景下新能源支撑技术；

李笑竹(1990)，女，博士，副教授，主要研究方向为高比例新能源电力系统的优化调控关键技术；

陈成林(2003)，男，硕士研究生，主要研究方向为综合能源系统布局规划；

王旭晖(2001)，男，硕士研究生，主要研究方向为电力系统优化调度。

（编辑　景贺峰）