

# 虚拟电厂负荷精准预测中人工智能技术的应用研究

吴溢，张强，马磊，吴裴裴

四川中电启明星信息技术有限公司，四川成都 610000

DOI:10.61369/EPTSM.2025080019

**摘要：**本研究针对虚拟电厂负荷预测的关键技术问题，系统探讨了人工智能技术在提升预测精度方面的应用效果。通过对比分析传统预测方法与人工智能方法的性能差异，重点研究了深度学习、强化学习和集成学习等先进算法在虚拟电厂负荷预测中的适用性。研究结果表明，基于长短期记忆网络（LSTM）的深度学习模型能够有效捕捉负荷的时空关联特征，平均绝对百分比误差降至5.8%；结合注意力机制的改进模型进一步将预测精度提升至4.6%。同时，强化学习框架在考虑电价响应等动态因素时表现出独特优势。本研究为虚拟电厂优化调度提供了可靠的技术支持，对促进能源互联网的智能化发展具有重要意义。

**关键词：**虚拟电厂；负荷预测；人工智能；深度学习；强化学习；能源管理

## Research on the Application of Artificial Intelligence Technology in Precise Load Prediction of Virtual Power Plants

Wu Yi, Zhang Qiang, Ma Lei, Wu Peipei

Sichuan Zhongdian Qimingxing Information Technology Co., LTD., Chengdu, Sichuan 610000

**Abstract :** This study focuses on the key technical issues of virtual power plant load forecasting and systematically explores the application effect of artificial intelligence technology in improving forecasting accuracy. By comparing and analyzing the performance differences between traditional prediction methods and artificial intelligence methods, the applicability of advanced algorithms such as deep learning, reinforcement learning and ensemble learning in load forecasting of virtual power plants was mainly studied. The research results show that the deep learning model based on Long Short-Term Memory Network (LSTM) can effectively capture the spatio-temporal correlation features of the load, and the average absolute percentage error is reduced to 5.8%. The improved model combined with the attention mechanism further enhanced the prediction accuracy to 4.6%. Meanwhile, reinforcement learning frameworks demonstrate unique advantages when considering dynamic factors such as electricity price responses. This research provides reliable technical support for the optimal dispatching of virtual power plants and is of great significance for promoting the intelligent development of the energy Internet.

**Keywords :** virtual power plant; load forecasting; artificial intelligence; deep learning; reinforcement learning; energy management

## 引言

在全球能源转型和“双碳”目标的战略背景下，虚拟电厂作为新型电力系统的重要组成部分，正迎来快速发展期。根据国家能源局数据，截至2023年6月，我国已建成投运的虚拟电厂项目超过50个，聚合资源规模超过10GW。虚拟电厂通过协调控制分布式能源资源，在提高可再生能源消纳、增强电网灵活性等方面发挥着关键作用。然而，随着接入资源类型的多样化和规模的扩大化，虚拟电厂面临的核心挑战之一是如何实现负荷的精准预测。

## 一、虚拟电厂负荷特性分析

虚拟电厂负荷具有区别于传统电力系统的独特特性，深入理解这些特性是开发有效预测模型的基础。从系统架构来看，虚拟

电厂聚合的负荷资源主要包括三类：工业可调节负荷、商业建筑空调负荷和居民分布式用能设备。这些负荷资源在时空尺度上呈现出明显的异质性和动态性。

时间维度上，虚拟电厂负荷表现出多层次的非平稳特征。短

期波动主要源于用户行为的随机性，分钟级波动幅度可达额定容量的10%–15%；日周期特性受生产生活规律影响，形成典型的“双峰”曲线；周周期方面，工作日与周末的负荷差异显著，部分工业负荷在周末甚至完全停止。此外，季节性变化也不容忽视，尤其是温控负荷占比高的虚拟电厂，其冬夏两季的峰值负荷可能相差30%以上。

空间维度上，虚拟电厂负荷具有典型的分布式特征。由于资源分布的地理分散性，各节点负荷的相关性随距离增加而衰减。研究表明，在10公里范围内，负荷相关系数维持在0.7以上；超过20公里后，相关系数可能降至0.3以下。这种空间异质性要求预测模型具备处理分布式数据的能力。

从影响因素看，虚拟电厂负荷表现出更强的市场敏感性。电价信号对商业和居民负荷的调节效果尤为显著，在分时电价政策下，高峰时段的负荷转移率可达15%–20%。环境因素特别是温度变化对温控负荷的影响呈非线性特征，当气温超过28°C或低于5°C时，单位温差的负荷变化率明显增大。此外，特殊事件如重大活动、极端天气等也会造成负荷的异常波动。

特别值得关注的是，虚拟电厂中的新型负荷如电动汽车充电桩、分布式储能等，引入了新的动态特性。电动汽车充电负荷具有“移动性”和“聚集性”双重特征，在工作区与居住区之间形成时空迁移模式；储能系统的充放电行为则与电价曲线高度相关，形成人为的负荷峰谷。这些新型负荷的预测误差往往比传统负荷高出3–5个百分点，是提升整体预测精度的关键难点。

## 二、人工智能技术基础

人工智能技术在负荷预测领域的应用主要涉及三类核心算法：深度学习、强化学习和集成学习，每种方法都有其独特的优势和应用场景。

深度学习模型以其强大的特征提取能力著称，特别适合处理高维非线性数据。卷积神经网络（CNN）通过局部感知和权值共享机制，能够有效捕捉负荷数据的空间特征；长短期记忆网络（LSTM）则专门设计用于处理时序依赖问题，其门控机制可以记忆长期模式；注意力机制进一步增强了模型对关键时间点的聚焦能力，在负荷突变预测中表现突出。这些模型通常采用端到端的训练方式，通过反向传播算法优化网络参数，最终实现从输入数据到预测值的非线性映射。

强化学习框架通过智能体与环境的交互学习最优策略，在考虑动态决策的场景中具有独特价值。Q-learning算法通过建立状态-动作值函数来指导决策，适合离散动作空间的问题；深度确定性策略梯度（DDPG）算法则结合了深度神经网络和策略梯度方法，能够处理连续动作空间。在负荷预测应用中，强化学习特别适合模拟用户对电价政策的响应行为，可以动态调整预测结果以适应市场变化。

集成学习方法通过组合多个基模型来提高预测性能，主要包括三类技术路线：Bagging通过自助采样构建多个独立模型，再通过平均或投票方式集成，随机森林是典型代表；Boosting采用

顺序训练策略，后续模型重点学习前序模型的残差，梯度提升树（GBDT）和XGBoost属于此类；Stacking则采用分层结构，用元模型学习基模型的输出组合。集成学习的优势在于能够降低方差和偏差，提高模型的泛化能力。

这些人工智能技术在实际应用中往往需要针对负荷预测问题进行专门优化。数据预处理阶段通常需要进行异常值检测、缺失值填补和特征标准化；模型训练阶段要注意防止过拟合，常用的正则化技术包括Dropout、早停和权重衰减；超参数优化则可以采用网格搜索、随机搜索或贝叶斯优化等方法。此外，考虑到电力系统对安全性的严格要求，模型的可解释性也是需要重点关注的方面。

## 三、基于深度学习的负荷预测模型

深度学习技术在虚拟电厂负荷预测中的应用主要体现在时空特征挖掘和动态模式识别两个方面。本研究构建了多层次的深度学习预测框架，系统评估了不同网络结构在负荷预测中的表现。

在模型架构设计上，我们提出了融合CNN和LSTM的混合网络结构。CNN模块采用两层卷积层（滤波器数量分别为32和64）和最大池化层，用于提取负荷数据的局部特征和空间模式；LSTM模块包含两层LSTM单元（隐藏层维度均为128），负责捕捉时间依赖关系；最后通过全连接层输出预测结果。这种混合架构能够同时利用负荷数据的时空关联性，相比单一结构模型预测精度提高12%–15%。

针对负荷突变预测的难点，我们引入了注意力机制进行改进。通过计算历史时刻的注意力权重，模型可以自动聚焦于对当前预测最重要的时间点。实验表明，在负荷快速变化时段（如早上开工时刻），注意力机制的引入使预测误差降低18%–22%。特别是在处理节假日等特殊事件时，改进模型的适应性显著增强。

考虑到虚拟电厂中分布式资源的空间异质性，我们开发了基于图神经网络的区域负荷预测方法。该方法将虚拟电厂覆盖区域建模为图结构，节点表示负荷测量点，边表示空间相关性。图卷积网络（GCN）通过消息传递机制聚合邻居节点信息，有效利用了空间依赖关系。在实际应用中，该方法将区域总负荷预测误差降低了1.2个百分点，证明了空间信息的重要性。

模型训练采用了多阶段优化策略。首先使用历史数据进行预训练，学习负荷的基本模式；然后采用滚动时间窗方法进行在线更新，适应负荷特性的动态变化；最后针对特殊场景（如极端天气）进行微调，提高模型的鲁棒性。损失函数设计方面，除了常用的均方误差外，还加入了峰谷误差惩罚项，确保关键时段的预测精度。

## 四、考虑需求响应的强化学习模型

虚拟电厂中的需求响应行为给负荷预测带来了新的挑战，传统的统计学习方法难以准确刻画用户对电价激励的动态响应。本研究开发了基于强化学习的预测框架，专门针对考虑需求响应的

负荷预测问题。

模型构建采用了马尔可夫决策过程（MDP）框架。状态空间包括当前负荷水平、电价信号、天气条件和时间信息；动作空间定义为预测的负荷调整量；奖励函数综合考虑预测准确性、峰谷平滑度和商业收益。智能体通过与环境交互学习最优预测策略，其中环境模拟器基于历史数据构建，可以生成各种市场场景下的负荷响应模式。

算法实现方面，我们比较了深度Q网络（DQN）和近端策略优化（PPO）两种方法。DQN算法通过经验回放和目标网络技术提高训练稳定性，适合处理离散动作空间；PPO算法则采用信任域约束的策略优化方法，在连续动作空间中表现更优。实验结果表明，在典型的分时电价场景下，PPO算法的预测精度比DQN高出0.8个百分点，特别是在电价过渡时段（如平段转峰段）的优势更为明显。

考虑到实际应用中电价政策可能调整，我们设计了模型迁移学习机制。当电价结构发生变化时，模型可以基于少量新数据快速适应，而不需要完全重新训练。测试显示，在新电价政策实施初期（前两周），迁移学习使预测误差比传统方法降低40%–50%，大大缩短了模型的适应期。

与传统预测方法相比，强化学习模型在需求响应场景下展现出独特优势。当电价激励强度增加10%时，统计学习模型的预测误差相应增大15%–20%，而强化学习模型仅增加5%–8%。这表明强化学习框架能够更好地捕捉价格弹性等非线性关系。此外，强化学习模型在考虑用户舒适度约束等复杂条件时也表现出更强的灵活性。

## 五、实证研究与结果分析

为全面评估人工智能技术在虚拟电厂负荷预测中的应用效果，我们选取了三个典型虚拟电厂项目进行实证研究。研究对象包括：以工业负荷为主的A项目（容量80MW）、商业建筑为主的B项目（容量50MW）和居民分布式能源为主的C项目（容量30MW）。数据集涵盖2021–2023年的15分钟级负荷数据，以及相应的电价、气象等信息。

实验设计采用多层次对比框架。基准模型选择包括时间序列模型（SARIMA）、传统机器学习（SVR、RF）和人工神经网络（ANN）；人工智能模型包括前文所述的深度学习模型（DL）和

强化学习模型（RL）；此外还测试了集成方法（Ensemble）的效果。评估指标除常用的RMSE、MAE和MAPE外，还引入了峰谷误差率（PEER）和方向精度（DA）等业务指标。

整体性能比较显示，人工智能方法显著优于传统技术。在A项目中，DL模型的MAPE为5.2%，比最优基准模型（ANN）降低31%；RL模型在考虑需求响应时的优势更明显，MAPE仅为4.8%。B项目的结果类似，但提升幅度相对较小，DL比ANN降低约22%。C项目的预测难度最大，所有模型的误差都较高，但DL仍保持相对优势，MAPE为6.7%，比ANN降低18%。

分时段分析揭示了更有价值的发现。在负荷平稳时段（如深夜），各类模型的差异不大，MAPE差距在0.5个百分点以内；但在负荷突变时段（如早上开工时刻），DL模型的表现明显优于其他方法，误差降低幅度可达50%。这一结果验证了深度学习在捕捉非线性变化方面的优势。

特殊场景测试结果值得关注。在极端高温天气下，基准模型的预测误差普遍增加2–3倍，而DL模型仅增加60%–80%，表现出更好的鲁棒性。电价政策调整场景中，RL模型的适应速度最快，在新政策实施一周内就能达到稳定精度，比其他模型快7–10天。

计算效率方面，DL模型的训练时间最长（约4小时），但预测阶段仅需50–100毫秒；RL模型的训练复杂度更高（约8小时），但同样具备实时预测能力。相比之下，集成方法虽然精度较高（Ensemble模型的MAPE比单一DL模型低0.2–0.3个百分点），但计算成本增加显著，需要权衡精度与效率的需求。

## 六、结语

本研究系统探讨了人工智能技术在虚拟电厂负荷预测中的应用，通过理论创新和实证分析得出以下重要结论：首先，深度学习模型在捕捉负荷的时空特征方面表现出色，特别是结合注意力机制的改进架构，能够将预测误差控制在5%以内。这一精度水平可以满足虚拟电厂大多数应用场景的需求，为优化调度提供了可靠的数据支持。其次，强化学习框架在处理需求响应等动态问题时具有独特优势，能够有效模拟电价政策变化下的负荷调整行为。研究表明，在电价过渡时段，强化学习模型的预测精度比传统方法提高30%以上，这对虚拟电厂参与电力市场竞争具有重要意义。

## 参考文献

- [1] 黄宇翔,陈皓勇,牛振勇,王莉,曹仁威,余志文,郑晓东,肖东亮.基于“能量-信息-价值”三层网络的虚拟电厂架构及运行关键技术综述[J].电力系统保护与控制,2024,52(24):169–187.
- [2] 邹晓明,徐嘉恒.基于人工智能的虚拟电厂实时调度技术研究[J].中国战略新兴产业,2024,(33):69–71.
- [3] 杜弘,王江海.基于智能传感器的虚拟电厂电力计量系统设计与优化[J].集成电路应用,2024,41(10):196–197.
- [4] 钱臻.智能技术在虚拟电厂分布式协同调度和能源管理中的应用[J].电子技术,2024,53(09):288–289.
- [5] 李夏宁.虚拟电厂和微电站在能源互联网中的角色与作用研究[J].广西电业,2024,(Z1):20–29.