融合自适应高精度负荷预测的微电网动态能量管理策略

龚钢军[1]，申明玉[1]，张兵[1]，于鳌[2]，陈磊[3]，刘九良[2]
（1. 北京市能源电力信息安全工程技术研究中心（华北电力大学），北京市 102206；2. 国网辽宁省电力有限公司大连供电公司，辽宁省大连市 116000；3. 山东理工大学电气与电子工程学院，山东省淄博市 255000）

摘　要：【目的】针对“双碳”目标下微电网作为提升能源利用效率与促进可再生能源消纳的关键载体，系统稳定与经济运行面临负荷波动大和多主体协同难的挑战，提出一种融合参数自适应长短期记忆网络的负荷预测方法，以及基于鲸鱼优化算法的微电网动态能量管理方法。【方法】首先，通过量子粒子群算法对长短期记忆网络关键超参数进行全局寻优，有效提升短期负荷预测精度和有效捕捉峰谷时段负荷突变特征；其次，基于长短期记忆网络下的负荷预测结果建立含多种分布式电源与储能装置的微电网经济调度模型，以单日内运行成本最小化为目标，结合功率平衡和设备出力的约束关系，利用鲸鱼优化算法实现全局优化调度。【结果】所提负荷预测方法在短期预测中具有较高精度，并能有效识别负荷峰谷波动特征；基于该预测结果，鲸鱼优化算法在经济调度模型中实现了更低的运行成本，同时在提升本地分布式电源利用率与维持成本稳定性方面，表现优于传统优化算法。【结论】所建立的高精度预测模型与鲸鱼全局优化算法的协同策略可为源-荷不确定性下的微电网经济运行提供参考。

关键词：微电网；量子粒子群算法；长短期记忆网络；鲸鱼优化算法；动态能量管理
中图分类号：TM715　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000-7229（2026）05-0080-13
DOI：10. 12204/j. issn. 1000-7229. 2026. 05. 007

Dynamic Energy Management Strategy for Microgrids Integrating Adaptive High-Accuracy Load Forecasting

GONG Gangjun[1], SHEN Mingyu[1], ZHANG Bing[1], YU Ao[2], CHEN Lei[3], LIU Jiuliang[2]
（1. North China Electric Power University, Beijing Engineering Research Center of Energy Electric Power Information Security, Beijing 102206, China; 2. Dalian Power Supply Company, State Grid Liaoning Electric Power Co. , Ltd. , Dalian 116000, Liaoning Province, China; 3. School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, Shandong Province, China）

ABSTRACT: [**Objective**] Under the “Dual Carbon”goals, microgrids serve as key carriers for improving energy efficiency and promoting renewable energy consumption. However, they face challenges regarding system stability and economic operation due to significant load fluctuations and difficulties in multi-agent coordination. To address these issues, this paper proposes a load forecasting method integrating a parameter-adaptive long short-term memory (LSTM) network, along with a dynamic energy management method for microgrids based on the whale optimization algorithm (WOA). [**Methods**] First, the quantum particle swarm pptimization (QPSO) algorithm is employed to globally optimize the key hyperparameters of the LSTM network. This significantly improves the accuracy of short-term load forecasting and effectively captures the characteristics of load mutations during peak and valley periods. Second, based on the load forecasting results, an economic dispatch model for microgrids containing various distributed generators and energy storage devices is established. With the objective of minimizing daily operating costs and subject to constraints on power balance and equipment output, the WOA is utilized to achieve global optimal dispatch. [**Results**] The proposed load forecasting method demonstrates high accuracy in short-term predictions and effectively identifies load peak-valley fluctuation characteristics. Based on these forecasting results, the WOA achieves lower operating costs in the economic dispatch model. Furthermore, it outperforms traditional optimization algorithms in improving the utilization rate of local distributed generators and maintaining cost stability.

基金项目：国家自然科学基金项目（52477095）

© Editorial Department of Electric Power Construction. OA under CC BY-NC-ND 4. 0.

[**Conclusions**] The synergistic strategy established in this study, combining a high-precision prediction model with a whale global optimization algorithm, provides a reference for the economic operation of microgrids under source-load uncertainty.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52477095).

KEYWORDS: microgrid; quantum particle swarm optimization (QPSO); long short-term memory (LSTM); whale optimization algorithm(WOA); dynamic energy management

0　引　言

随着“双碳”目标推动下的能源革命深刻重塑电力系统形态，微电网作为整合分布式可再生能源、储能装置与多元负荷的核心载体，其高效运行对提升能源利用效率、促进新能源消纳具有重要意义[1]；但微电网运行仍面临着多重技术挑战，如电网内部的风、光等可再生能源，微型燃气轮机、燃料电池等可控电源，以及充放电储能装置和外部配电网间的功率交互均需要依据负荷状态来动态调整，致使其运行约束条件复杂且成本函数呈现为强非线性，亟需精细化协调来支撑全局的高效运行[2]；微电网各类主体设备的运行均应以满足负荷需求、保障微电网安全稳定和经济高效运行为目标，对负荷预测的准确性提出了更高要求[3]，但微电网自身负荷曲线呈现多峰化特征，日内负荷峰谷差增大，细颗粒度精准预测不足[4]。

深度学习凭借强大的非线性建模能力、多维特征提取能力和复杂动态系统的适应性，已成为负荷预测的关键手段。但在超参数敏感性、局部最优陷阱规避能力和数据波动鲁棒性等方面存在不足，仍需基于高效优化算法提升模型关键参数的自适应性，提升其预测精度与稳定性[5]。文献[6]提出了一种基于量子粒子群优化算法(quantum-behaved particle swarm optimization，QPSO)的循环神经网络(recurrent neural network，RNN)模型，在捕捉负荷高峰等复杂模式方面表现优异；文献[7]提出了基于QPSO的光伏多峰最大功率点跟踪改进方法，优化了光伏发电系统的最大功率点跟踪性能；文献[8]提出了一种基于增强灰狼优化算法(enhanced grey wolf optimizer，EGWO)的长短期记忆网络(long short-term memory，LSTM)模型，用于火电机组选择性催化还原技术(selective catalytic reduction，SCR)脱硝反应器预测，增强了模型的预测精度和适应性，解决了传统LSTM过拟合和收敛慢的问题。文献[9]提出基于多策略改进麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm，ISSA)优化卷积神经网络-门控循环神经网(convolutional neural network-gated recurrent unit，CNN-GRU)电动汽车充电负荷短期预测模型，可在优化超参数使模型性能达到最优下提升预测精度；文献[10]提出的混合负荷预测模型中，粒子群优化算法(particle swarm optimization，PSO)对核极限学习机(kernel extreme learning machine，KELM)的关键参数进行自动寻优，提升了整体模型的预测精度和泛化能力，解决了传统方法收敛速度慢和参数确定困难的问题；文献[11]提出了一种基于改进ISSA优化的LSTM模型，通过优化LSTM参数提升了短期电力负荷预测的稳定性和精度。以上研究表明，将QPSO算法与神经网络模型相结合，能够有效提升电力负荷预测的精度和稳定性，尤其在优化模型参数、增强非线性拟合能力及应对复杂负荷变化方面具有显著优势，是改进传统预测方法的有效途径。

另外，在解决风、光等可再生能源波动性带来的微电网系统优化调度难的问题过程中，会出现能量管理困难且颗粒度不足的问题。文献[12]基于改进的PSO算法进行实时能量管理以确定储能系统的最优运行点，有效缓解随机能源和负荷需求带来的运行复杂性；文献[13]采用自适应扰动鲸鱼优化混合动力系统的能量管理策略；文献[14]在采用LSTM模型进行负荷预测的基础上结合改进的鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm，WOA)构建了微网系统的能量优化管理方案；文献[15]通过改进灰狼优化算法(improved grey wolf optimization algorithm，IGWO)优化微电网经济调度，降低了微电网的运行总成本且模型达到日出力最优；文献[16]通过多因素导向模型策略(multi-factor oriented model，MOM)与改进秃鹰搜索算法(bald eagle search，BES)，实现了微电网集群多目标日前高效优化调度。因此，可见智能算法能够显著提高各类电力系统和能源管理模型的优化性能和实际应用效果。

然而，作为微电网运行核心中枢的能量管理系统，其性能主要取决于负荷预测精度与优化调度策略的有效性[17-18]。当前的研究大多集中于提高预测精度或单独优化调度策略，缺乏对如何有效地将高精度预测数据与系统运行优化联合起来进行深入探讨。

为了实现更加高效、稳定和经济的能源管理系统，本文提出一种融合自适应LSTM负荷预测的微电网动态能量管理策略。首先，针对微电网负荷数据的非线性波动与长期依赖特征，通过QPSO对LSTM模型的关键参数进行全局寻优，提升短期负荷预测的精度，捕捉负荷峰谷变化趋势。然后，基于高精度

的负荷预测结果，构建含多种分布式能源的微电网经济调度模型，采用WOA算法实现多变量、多约束条件下的全局优化求解。最后，通过“高精度负荷预测-智能优化调度”协同机制，实现日内运行成本最小化的目标，测试结果表明该方法在降低运行成本、本地能源利用策略和系统稳定性方面优于传统方法。

1 典型微电网场景

典型微电网以“源-网-荷-储”一体化为典型特征，聚焦区域能源高效利用与供电可靠性提升，本文所研究的典型微电网涵盖分布式光伏发电、风电、燃料电池、区域储能、微型燃气轮机等多元能源生产与调节组件，并与主网、用电负荷形成深度能量交互[19]。

其中，分布式光伏与区域风电共同作为可再生能源发电单元，分布式光伏采用建筑屋顶、空旷场地安装形式，充分利用空间资源；在区域空旷场地安装风力发电机，二者协同持续向系统注入清洁电能；区域储能装置可实现电能的存储与释放，容量适配区域用电规模，能有效平抑用电高峰带来的功率波动，实现“自发自用、余电存储”；微型燃气轮机、燃料电池作为可控电源，采用模块化、低噪音机型，燃料可选用天然气或液化气，安装于能源站或专用机房，能在光伏出力不足或区域负荷高峰时，快速响应补充电力；主电网则作为外部支撑，与微电网进行双向能量交互，既支持微电网电力盈余时向主网售电，又能在供电不足时快速补电，保障区域供电稳定性[20]。

典型微电网组成结构如图1所示。该微电网的负荷、光伏数据均来源于系统内部。负荷数据通过智能监测终端实时采集区域用电负荷，光伏数据由分布式光伏装置的传感器实时获取，为微电网能量管理与优化调度提供精准决策依据。

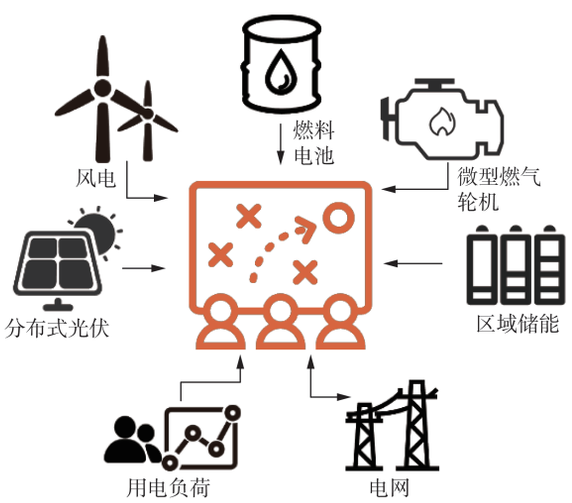


图1 典型微电网组成结构

Fig. 1 Typical microgrid structure

2 基于QPSO-LSTM算法的短期负荷预测

2.1 QPSO-LSTM神经网络

针对传统LSTM模型在超参数优化和网络结构设计中依赖经验设定的局限性，引入QPSO对其进行改进，形成QPSO-LSTM预测模型。在保留LSTM时序特征捕捉能力的基础上，通过QPSO对网络关键参数进行全局寻优。在QPSO算法中，粒子的位置通过波函数而非速度进行更新，波函数塌缩确定粒子的实际位置，表示粒子出现概率。粒子围绕由自身历史最优和种群全局最优决定的吸引子运动[21]。

1）QPSO算法其核心参数配置。

种群与迭代设置：种群数量设为10，即每次迭代中参与搜索的候选解数量为10；最大迭代次数为100，用于控制QPSO的搜索轮次，通常迭代次数越多，越接近全局最优解。

优化维度与搜索范围：优化维度是4，对应LSTM的4个超参数，分别为两个隐含层节点数、训练次数、学习率；其中第1隐含层节点数和第2隐含层节点数范围是1~200，训练次数范围是10~100，学习率范围是0.001~0.010。

边界与收缩策略：边界处理策略为越界时重新随机生成有效值，确保参数始终在合理范围内，避免无效配置导致模型训练失败；收缩因子χ采用线性递减方式，从1逐步减小至0.5，以此平衡全局探索与局部开发，初期侧重探索，后期侧重收敛。QPSO的收缩扩张系数β采用1.0至0.5的线性递减策略，平衡算法全局探索与局部开发能力。该系数设计借鉴量子不确定性原理：β较大时波函数扩散，强化全局搜索；β较小时波函数塌缩，利于局部精细搜索。相较于传统PSO需调节惯性权重、学习因子等多参数，QPSO仅通过β即可实现搜索动态的有效调控，参数敏感度显著更低。

上述参数设置基于QPSO的收敛性理论和大量预实验确定。种群规模10在保证多样性的同时控制计算复杂度；迭代次数100确保算法充分收敛；搜索范围覆盖了LSTM超参数的合理区间。与传统PSO相比，QPSO仅需调节收缩扩张系数，大幅降低了应用门槛，这一优势在后续实验结果中得到验证。

2）QPSO优化后LSTM模型参数设置。

QPSO优化后，LSTM模型的核心参数由优化结果确定，其余参数固定设置。

核心优化参数：第1个和第2个LSTM层的隐藏单元数、训练的最大迭代次数、学习率均由QPSO优

化得到。其中，两个LSTM层的隐藏单元数分别用于控制网络容量和复杂度，以及增强模型对时序特征的提取能力；训练的最大迭代次数用于平衡训练时间与模型性能；学习率用于控制参数更新步长，步长过大易导致不收敛，步长过小则收敛缓慢[22]。

固定配置参数：选用Adam优化器，适用于非凸优化问题；梯度阈值设为1，用于防止梯度爆炸，当梯度超过该阈值时进行裁剪；数据打乱方式为每个epoch打乱数据，以此增强模型泛化能力，避免过拟合。

2.2　QPSO-LSTM模型预测结果及比较

本文以典型微电网为例进行分析，该微电网2015年9月至10月期间某区域微网中真实历史负荷数据集进行实证分析，该数据集涵盖连续1500个采样周期的负荷时序数据，采样间隔为1 h，完整呈现了研究区域电力需求的动态变化过程。

本研究的负荷预测模型以单一历史负荷序列作为输入特征，是基于微电网负荷特性的特殊性而做出的合理选择：微电网系统内“源-网-荷-储”的协同调度使得负荷变化主要受内部运行策略支配，而非外部环境因素。通过式(1)计算得出的皮尔逊相关系数ρ为0.700 3，说明历史负荷序列强自相关性，已能提供足够的预测信息。

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}} \tag{1}$$

式中：$\bar{x}$是原始数据值x的样本均值；$\bar{y}$是y的样本均值。

依据式(2)对数据进行标准化处理，再将其划分为训练集和测试集(比例为7∶3)，其中训练集用于模型参数学习，测试集独立验证模型的泛化能力，最终确定以前10个时刻的负荷值作为输入特征，后2个时刻的负荷值作为预测目标。本模型适用于工商业为主、中等规模的微电网系统，在温带气候区域表现最佳，未来可针对特定场景需求灵活扩展输入特征维度。

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{2}$$

式中：$x_{\min}$和$x_{\max}$分别表示该数据特征在全样本中的最小值与最大值；x_{norm}为标准化后的目标数据。该方法将原始数据线性映射至区间[0,1]。

在完成短期电力负荷预测模型的训练与预测后，模型输出的是标准化后的预测值，为了得到具有实际物理意义的负荷值，需进行去标准化操作：

$$x_{\text{original}} = x_{\text{norm}}(x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \tag{3}$$

式中：x_{original}表示还原后的原始数据值，即具有实际物理意义的电力负荷值。

3　基于鲸鱼优化算法的微电网经济性能量管理

本文提出的融合自适应LSTM负荷预测的微电网动态能量管理策略如图2所示。先由预测层借助QPSO-LSTM模型完成负荷的精准预测，随后将预测结果传递至动态能量管理层，进而实现微电网的细颗粒度调度管理[23-25]。

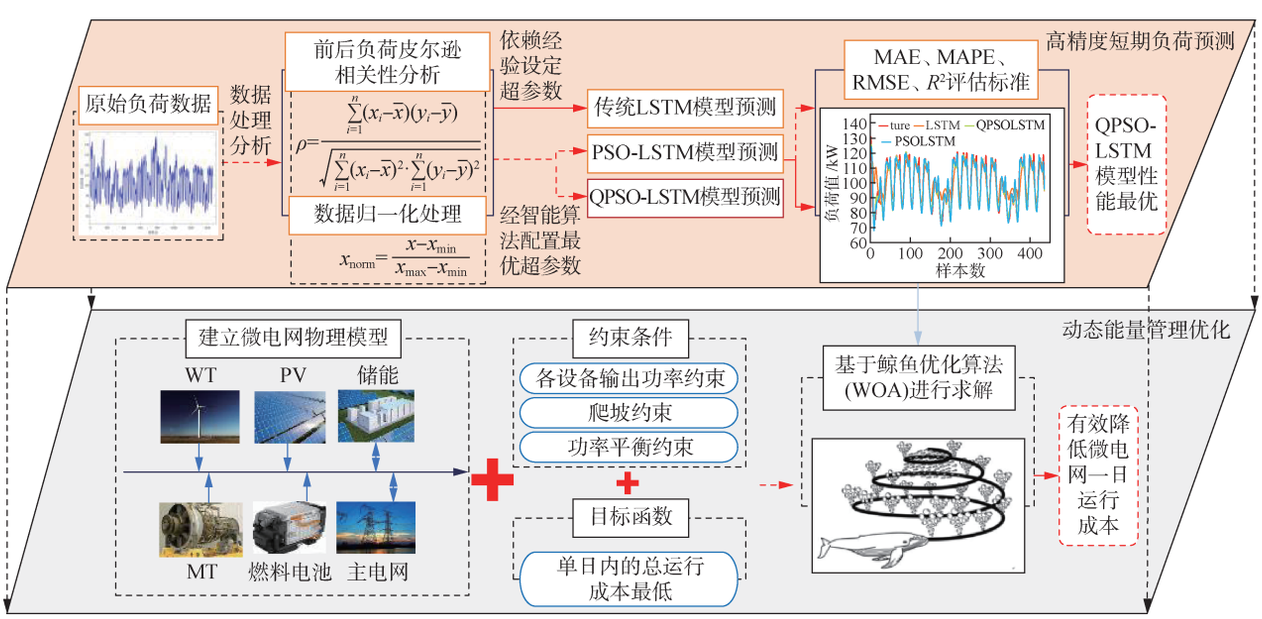


图2　融合自适应LSTM负荷预测的微电网动态能量管理策略流程图

Fig. 2　Flowchart of microgrid dynamic energy management strategy based on fused adaptive LSTM load forecasting

3.1 设备运行特性分析

本微电网系统主要包括光伏、风电、微型燃气轮机、燃料电池、蓄电池及负荷等单元。为清晰概述各单元的核心运行特性，其关键特征总结如表1所示。

表1 微电网设备运行特性表

Table 1 Microgrid equipment operation characteristics

设备类型	名称	特征分析
出力设备	分布式光伏	出力波动大，受天气影响大
	风电	出力波动大，谷荷时段高；需储能平抑
	微型燃气轮机	可控电源，峰荷时段高；平衡供需
	燃料电池	可控电源，峰荷时段高；协同微型燃气轮机优化
储能设备	蓄电池	谷荷充电，峰荷放电；削峰填谷提升经济性
负荷	用电负荷	多峰化特征，峰谷差大；预测精度要求高

1)出力设备。

微型燃气轮机模型计算式为：

$$\eta_{mt}(t)=0.075\,3\left(\frac{P_{mt}(t)}{65}\right)^3-0.309\,5\left(\frac{P_{mt}(t)}{65}\right)^2+0.417\,4\left(\frac{P_{mt}(t)}{65}\right)+0.106\,8 \tag{4}$$

式中：t表示时刻；$P_{mt}(t)$为第t小时燃气轮机的有功输出功率；65是燃气轮机的最大出力。

微型燃料电池的功率用$P_{fc}(t)$表示，其中t=1，2，…，24；其效率$\eta_{fc}(t)$与功率呈线性关系，计算式为：

$$\eta_{fc}(t)=-0.002\,3P_{fc}(t)+0.674 \tag{5}$$

2)储能设备。

蓄电池功率用$P_b(i)$表示，正值表示放电，负值表示充电；其量需满足一定的上下限约束，其电量$E_b(t)$可表示为：

$$E_b(t)=E_{b,int}(1-\tau_b)-\sum_{i=1}^{t}P_b(i) \tag{6}$$

式中：$E_{b,int}$为初始电量；τ_b为自放电率。同时，需满足$E_{b,min}\leqslant E_b(t)\leqslant E_{b,max}$；$E_{b,min}$和$E_{b,max}$分别为蓄电池电量的最小值和最大值。

3.2 约束条件分析

为实现微电网的经济高效运行，需通过两类约束条件优化各设备出力：其一为系统级平衡约束，涵盖电功率供需平衡等硬性等式约束，确保实时能量流的动态匹配；其二为设备级物理限制，包括各微电源的输出功率上下限、储能装置的充放电功率及容量边界、与主网交互的功率范围等，保障设备运行的安全性与可行性[26]。

1)各设备功率约束。

式(7)约束了微电网中各设备的输出功率范围，保障系统安全、稳定运行，避免设备因功率超出极限而损坏或影响微电网正常运行。

$$\begin{cases}P_{mt_min}\leqslant P_{mt}(t)\leqslant P_{mt_max}\\P_{fc_min}\leqslant P_{fc}(t)\leqslant P_{fc_max}\\P_{x_min}\leqslant P_{x}(t)\leqslant P_{x_max}\\P_{b_min}\leqslant P_{b}(t)\leqslant P_{b_max}\end{cases} \tag{7}$$

式中：P_{mt_min}、P_{mt_max}分别表示微型燃气轮机在t时刻提供有功功率的最小值、最大值；P_{fc_min}、P_{fc_max}分别表示微型燃料电池在t时刻提供有功功率的最小值、最大值；P_{x_min}为可卸负荷在t时刻功率的最小值，即负荷可削减至的最低水平；P_{x_max}为可卸负荷在t时刻功率的最大值，代表负荷正常运行时的最高功率；P_{b_min}、P_{b_max}分别表示蓄电池在t时刻功率的最小值、最大值。

荷电状态约束：

$$\begin{cases}E_{b_min}\leqslant S_{SOC(t)}\leqslant E_{b_max}\\S_{SOC(1)}=E_{b_init}-P_b(1),t=1\\S_{SOC(t)}=S_{SOC(t-1)}-P_b(t),t>1\end{cases} \tag{8}$$

式中：$S_{SOC(t)}$为蓄电池的荷电状态，在整个运行过程中，其必须保持在一定的范围内；E_{b_min}是蓄电池的最小荷电状态；E_{b_max}是蓄电池的最大荷电状态。蓄电池在初始时刻t=1的荷电状态$S_{SOC(1)}$被设定为E_{b_init}，为后续的充放电操作提供了初始条件。

初始和最终状态相等约束：

$$S_{SOC(24)}=E_{b_init} \tag{9}$$

此约束确保蓄电池在调度周期结束时恢复初始状态，保障下个周期正常运行，避免因电量累积或耗尽影响系统性能。

2)爬坡约束。

微型燃气轮机的约束式为：

$$R_{mt_down}\Delta t\leqslant P_{mt}(t)-P_{mt}(t-1)\leqslant R_{mt_up}\Delta t \tag{10}$$

微型燃料电池的约束式为：

$$R_{fc_down}\Delta t\leqslant P_{fc}(t)-P_{fc}(t-1)\leqslant R_{fc_up}\Delta t \tag{11}$$

式中：$P_{mt}(t)$、$P_{mt}(t-1)$和$P_{fc}(t)$、$P_{fc}(t-1)$分别表示微型燃气轮机和微型燃料电池在t时刻和t–1时刻的输出功率，二者差值反映了相邻时刻的功率变化量。R_{mt_down}(−5 kW/h)、R_{fc_down}(−2 kW/h)、R_{mt_up}(10 kW/h)和R_{fc_up}(2 kW/h)分别限制了其功率下降和上升的最大幅度。

3)整体功率平衡约束。

微电网需满足每时刻的功率平衡，根据电池充放电状态区分计算。确保负荷$P_l(t)$由光伏$P_{pv}(t)$、风电$P_{wt}(t)$、微型燃气轮机$P_{mt}(t)$、燃料电池$P_{fc}(t)$、可卸负荷$P_x(t)$、电池储能$P_b(t)$及主网购电$P_{grid}(t)$共同

平衡。

当$P_b(t) \leqslant 0$（蓄电池充电）时：

$$P_{grid}(t) = P_l(t) - [P_{mt}(t) + P_{fc}(t) + P_{wt}(t) + P_{pv}(t) + P_x(t) + \frac{P_b(t)}{\eta_{bch}}] \tag{12}$$

当$P_b(t) > 0$（蓄电池放电）时：

$$P_{grid}(t) = P_l(t) - [P_{mt}(t) + P_{fc}(t) + P_{wt}(t) + P_{pv}(t) + P_x(t) + P_b(t)\eta_{bdis}] \tag{13}$$

3.3　多指标目标函数

1）燃料成本。

燃料成本包括燃气轮机和燃料电池消耗天然气产生燃料成本。第t小时的燃料成本$C_{fuel}(t)$计算式为：

$$C_{fuel}(t) = C_{ch4}\left[\frac{P_{mt}(t)}{L_{gas}\eta_{mt}(t)} + \frac{P_{fc}(t)}{L_{gas}\eta_{fc}(t)}\right] \tag{14}$$

式中：C_{ch4}为当地天然气单价；L_{gas}为天然气低热值，kWh/m^3。

2）维护成本。

维护成本与各设备的功率成正比。第t小时的维护成本为：

$$C_{maintenance}(t) = C_{m,mt}P_{mt}(t) + C_{m,fc}P_{fc}(t) + C_{m,pv}P_{pv}(t) + C_{m,wt}P_{wt}(t) + C_{m,Eb}P_b(t) + C_{m,grid}P_{grid}(t) \tag{15}$$

式中：$C_{m,mt}$、$C_{m,fc}$、$C_{m,pv}$、$C_{m,wt}$、$C_{m,Eb}$代表燃气轮机、燃料电池、光伏发电设备、风力发电设备、蓄电池的单位维护成本；$C_{m,grid}$是t时刻主电网的电价；$P_{grid}(t)$是t时刻与主电网交互的功率。

3）启停成本。

启停成本与燃气轮机和燃料电池的启停状态有关。定义启停状态如下：

$$U_{mt}(t) = \begin{cases} 1, P_{mt}(t) > 0 \\ 0, P_{mt}(t) = 0 \end{cases} \tag{16}$$

$$U_{fc}(t) = \begin{cases} 1, P_{fc}(t) > 0 \\ 0, P_{fc}(t) = 0 \end{cases} \tag{17}$$

第t小时的启停成本$C_{st}(t)$计算式如下：

$$C_{st}(t) = \begin{cases} C_{st,mt} \cdot \max[0, U_{mt}(t) - U_{init}] + C_{st,mt} \cdot \max[0, U_{mt}(t) - U_{init}], t = 1 \\ C_{st,mt} \cdot \max[0, U_{mt}(t) - U_{mt}(t-1)] + C_{st,fc} \cdot \max[0, U_{fc}(t) - U_{fc}(t-1)], t > 1 \end{cases} \tag{18}$$

式中：$C_{st,mt}$和$C_{st,fc}$分别为燃气轮机和燃料电池的启停成本系数；U_{init}为初始启停状态；$U_{mt}(t-1)$和$U_{fc}(t-1)$分别表示燃气轮机和燃料电池在第t−1小时的启停状态。

4）可去负荷成本。

可卸负荷成本与可卸负荷功率和电价紧密相关。第t小时的可卸负荷成本$C_x(t)$为：

$$C_x(t) = [C_{rb}(t) + 1.5]P_x(t) \tag{19}$$

式中：$C_{rb}(t)$为第t小时的买电电价；$P_x(t)$为第t小时可卸负荷的功率。

5）目标函数确定。

本文微电网调度以最小化24 h总运行成本为核心目标，整合多类能源设备协同运行，综合考虑了燃料消耗、设备维护、启停操作、可卸负荷管理及主网购电等成本，通过数学建模形成多变量经济性优化表达式，以协调经济性与可靠性，目标函数如式（20）所示：

$$C_{cost} = \sum_{t=1}^{24}[C_{fuel}(t) + C_{maintenance}(t) + C_{st}(t) + C_x(t)] \tag{20}$$

本研究的单日成本最小化模型针对微电网日前调度场景设计，其假设基于以下考量：首先，微电网日常运行以24 h为基本周期，符合工程实际；其次，QPSO-LSTM负荷预测的高精度有效降低了不确定性；最后，通过储能日内“削峰填谷”和可控电源调节，模型隐含处理了多数波动因素。未来工作中，可进一步扩展至多时间尺度优化，增强对不确定性的显式处理。

3.4　鲸鱼优化算法

WOA是一种新型元启发式优化算法。这种行为表现为群体协作、螺旋形包围猎物及随机搜索的复杂模式。WOA具有参数少、易于实现、收敛速度快等优点，在全局优化问题中展现出独特优势[27]。

座头鲸的“泡泡网捕食”行为是一种高度智能化的群体觅食策略，其执行过程可划分为三个连续阶段：

1）在包围猎物与局部搜索阶段，鲸鱼通过调整自身位置向当前最优解（即当前迭代中找到的最佳候选解$\boldsymbol{X}^*(t)$）靠近。位置更新式为：

$$\boldsymbol{X}(t+1) = \boldsymbol{X}^*(t) - \boldsymbol{A} \cdot \boldsymbol{D} \tag{21}$$

$$\boldsymbol{D} = |\boldsymbol{C} \cdot \boldsymbol{X}^*(t) - \boldsymbol{X}(t)| \tag{22}$$

式中：t为当前迭代次数；$\boldsymbol{X}(t)$为当前鲸鱼的位置向量；$\boldsymbol{X}^*(t)$为当前最优解的位置向量；$\boldsymbol{D}$为当前鲸鱼与最优解的距离；$\boldsymbol{A}$和$\boldsymbol{C}$为系数向量。系数向量的计算式为：

$$\boldsymbol{A} = 2a \cdot \boldsymbol{r}_1 - a \tag{23}$$

$$\boldsymbol{C} = 2 \cdot \boldsymbol{r}_2 \tag{24}$$

式中：a是从2线性递减至0的控制参数，用于平衡全局搜索与局部搜索能力；$\boldsymbol{r}_1$、$\boldsymbol{r}_2$为[0, 1]内的随机向量。

2）在螺旋形攻击与精细搜索阶段，当鲸鱼逼近

猎物时，其运动轨迹可近似为螺旋线。此时，鲸鱼的位置更新式为：

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{D}'\mathrm{e}^{bl}\cos(2\pi l)+\boldsymbol{X}^{*}(t) \tag{25}$$

式中：$\boldsymbol{D}'=\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{X}(t)$为当前鲸鱼与最优解的距离；$b$为常数（通常取1），用于控制螺旋的形状（$b>1$时螺旋更陡峭，$b<1$时更平缓）；$l$为[−1，1]内的随机数，用于模拟螺旋运动的随机性。

3）在随机搜索与全局探索阶段，当$|\boldsymbol{A}|\geqslant 1$时，算法进入全局搜索阶段。此时，鲸鱼随机选择群体中的一个个体X_{rand}作为“虚拟猎物”，位置更新式为：

$$\boldsymbol{X}(t+1)=X_{\mathrm{rand}}-\boldsymbol{A}\cdot D_{\mathrm{rand}} \tag{26}$$

$$D_{\mathrm{rand}}=\left|\boldsymbol{C}\cdot X_{\mathrm{rand}}-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{27}$$

这种随机选择机制有助于算法在搜索初期广泛探索解空间，避免因过早收敛到局部最优而丢失全局最优解。

4 算例分析

4.1 高精度短期负荷预测结果

负荷预测误差将直接影响后续经济调度方案的准确性与经济性：若预测值偏高，易导致过度调用高价电源或削减负荷，造成资源浪费；若预测值偏低，则可能因备用不足而被迫实时高价购电或引发供电风险。本文基于负荷预测的精度需求，选取均方根误差（root mean square error，RMSE）、平均绝对误差（mean absolute error，MAE）、平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error，MAPE）、决定系数（coefficient of determination，R^2）四类核心评价指标用于判断模型的具体预测性能。仿真在Intel i5 16 GB RAM笔记本电脑的MATLAB 2022 b平台上进行。

为验证所提出的QPSO-LSTM模型在微电网负荷预测任务中的性能优势，本文选取LSTM模型、PSO-LSTM模型与QPSO-LSTM模型进行对比分析。其中，LSTM模型作为传统基准模型，用于体现基础时序预测方法的性能水平；PSO-LSTM模型通过PSO算法对LSTM超参数进行优化；QPSO-LSTM则采用QPSO，即PSO算法的量子化改进版本，QPSO-LSTM模型的优异性能得益于量子粒子群算法在超参数优化方面的优势。通过全局搜索找到的最优参数组合：隐含层节点85/92，训练次数67，学习率0.006 8，使模型能够精准捕捉负荷序列的复杂特征，特别是在负荷突变时刻表现出更强的适应性。基于此，本文给出了各模型的预测结果数据并进行了对比分析。

如图3所示，在总体上传统LSTM模型的负荷预测的趋势与真实负荷数据大体相同，但预测曲线波动幅度较大，在负荷峰值与谷值处与真实值偏离明显。例如，在样本数为200时，实际负荷值为76.73 kW，处于负荷低谷区间，LSTM的预测结果为93.53 kW，误差为16.80 kW，且R^2只有0.651 7，明显偏离真实值，显示出模型对负荷极值点的捕捉能力不足。

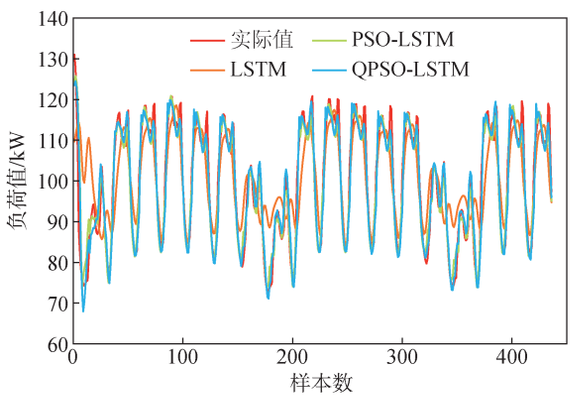


图3 各算法模型测试集预测结果对比图

Fig. 3 Comparison chart of prediction results of various algorithm models on the test set

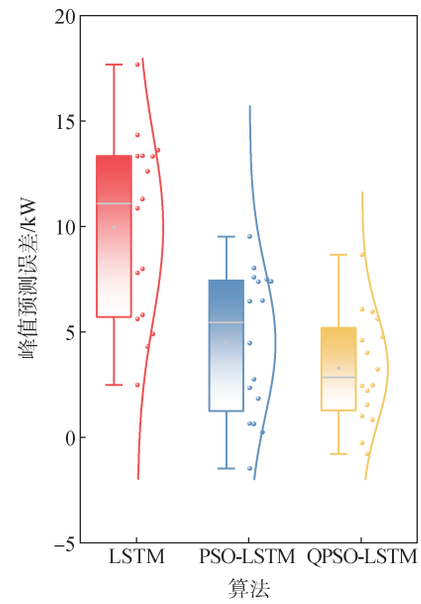
PSO-LSTM和QPSO-LSTM模型通过智能优化算法对LSTM的超参数进行寻优，显著提升了预测曲线的拟合效果，性能明显优于传统LSTM模型。如表2所示，PSO-LSTM模型的R^2达到0.952 7，较传统LSTM模型提升了46.18%；QPSO-LSTM模型的R^2进一步提高至0.953 5，较传统LSTM模型提升了46.31%。

表2 负荷预测模型性能对比

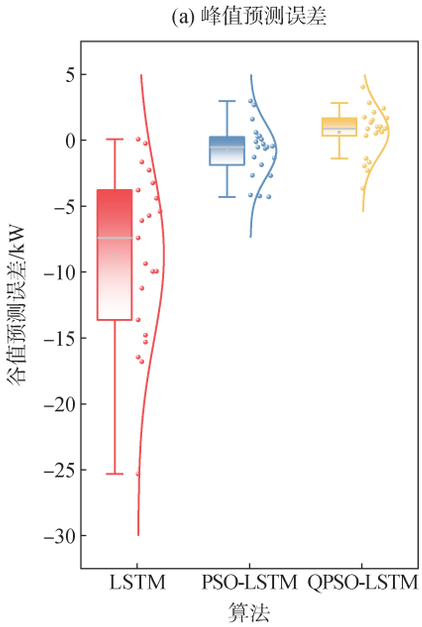
Table 2 Load forecasting model performance comparison

预测模型	RMSE/kW	MAE/kW	MAPE%	R^2
LSTM	8.249 1	6.143 2	6.532 5	0.651 7
PSO-LSTM	3.038 7	2.116 6	2.145 8	0.952 7
QPSO-LSTM	3.013 0	2.096 9	2.119 7	0.953 5

如图4所示的峰谷时段预测误差箱线图对比分析表明，QPSO-LSTM模型在负荷突变时刻展现出显著的预测优势。在峰值时段，QPSO-LSTM的误差中位数最低且分布最为集中，其箱体范围明显窄于LSTM和PSO-LSTM，直观反映了其预测结果的高精度与强稳定性。定量分析显示，QPSO-LSTM误差均为3.274 kW较LSTM降低67.1%，标准差为2.576 kW较LSTM降低41.8%。在谷值时段，QPSO-LSTM的误差分布同样高度集中于零值附近，虽存在轻微低估倾向，但相较于LSTM的严重高估有了根本性改善，且其标准差为1.859 kW，三者最低，波动性较LSTM降低71.6%。综合而言，QPSO-LSTM通过量子优化机制有效提升了LSTM对负荷极值特征的捕捉



(a) 峰值预测误差



(b) 谷值预测误差

图 4　负荷峰谷时各算法预测误差图

Fig. 4　Plot of prediction errors of various algorithms during load peak and valley periods

能力，在预测精度与鲁棒性上均优于对比模型。此外，如表 2 所示，QPSO-LSTM 模型的 RMSE、MAE 和 MAPE 指标均低于 PSO-LSTM 模型，且 R^2 更高，进一步表明其预测误差更小，整体预测精度更优。

QPSO-LSTM 模型借助量子粒子群算法的全局搜索能力，在负荷波动极值区域展现出更优的预测精度与适应性。与传统 LSTM、PSO-LSTM 的对比分析表明，QPSO-LSTM 在预测精度与误差稳定性上均具有显著优势，从源头降低了预测误差的绝对值与波动性，为后续经济调度提供了更为可靠、抗扰动性更强的输入条件。精准而稳定的负荷预测，为微电网内分布式电源出力规划、储能策略优化及主网购电决策提供了关键且高质量的前端信息支撑。

4.2　WOA 算法求解结果分析

本研究构建的微电网含风能、光伏、微型燃气轮机、燃料电池及蓄电池等单元。基于 QPSO-LSTM 模型的高精度负荷预测结果，并与该微电网光伏及风机当日的历史出力数据一并如图 5 所示，可以看出一天中光伏和风电发电量未能满足所需负荷量且前风电、光伏功率波动大，负荷峰谷特征明显。按用电需求将一天分为高峰、低谷、平衡三期见表 3，以小时为单位划分为 24 个调度时段，并划分分时电价，以运行成本最小化为目标，各设备维护成本参数见表 4。采用鲸鱼优化算法求解，在并网模式下确定各分布式电源最优出力，实现调度周期内成本最小化与系统优化运行。

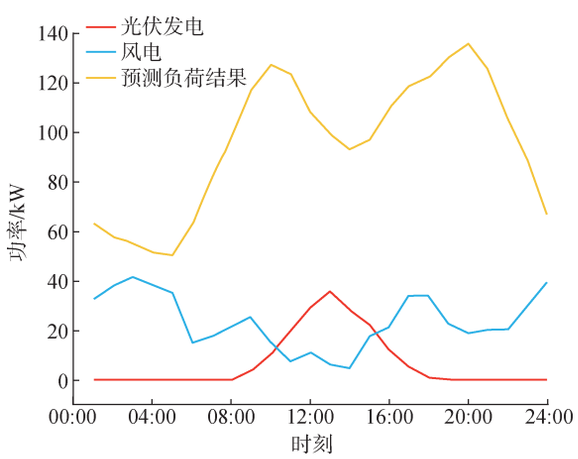


图 5　预测负荷和实际风电、光伏功率

Fig. 5　Predicted load and actual wind and photovoltaic power

表 3　分时电价

Table 3　Time-of-use electricity price

时段类型	时间范围	购电电价/(元/kWh)
低谷时段	01:00—07:00	0.49
	23:00—24:00	
平衡时段	07:00—09:00	0.83
	12:00—18:00	
	22:00—23:00	
高峰时段	10:00—11:00	1.10
	19:00—21:00	

微电网通过协同光伏、风电、燃气轮机、燃料电池，结合电池充放电、可去负荷调节及主电网购电实现功率平衡如图 6 所示，各分布式能源出力如图 7 所示。

在峰荷时段（如 10:00—14:00、19:00—21:00），

表 4 各设备成本参数

Table 4 Cost parameters of various equipment 元/kWh

设备	维护成本参数	参数值
光伏发电	$C_{m,pv}$	0.010 0
风力发电	$C_{m,wt}$	0.298 0
微型燃气轮机	$C_{m,mt}$	0.031 0
燃料电池	$C_{m,fc}$	0.087 0
蓄电池	$C_{m,Bb}$	0.001 2

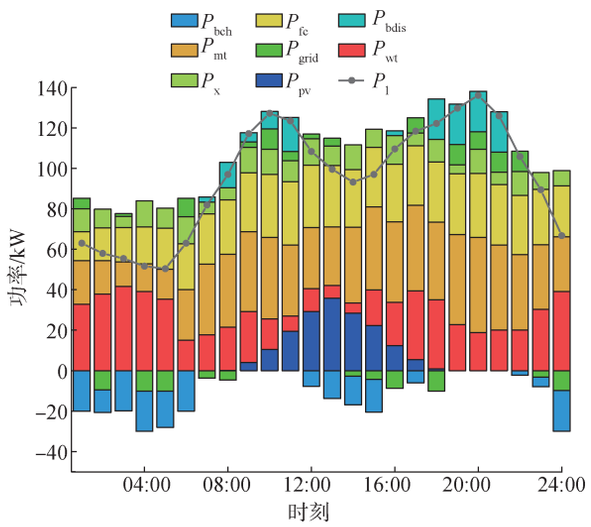


图 6 基于 WOA 算法的微电网优化调度电平衡图

Fig. 6 Power balance chart for microgrid optimal scheduling based on the WOA

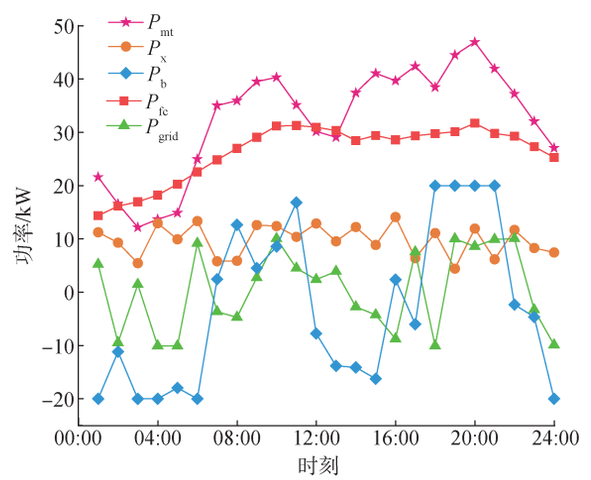


图 7 基于 WOA 算法的微电网能源出力图

Fig. 7 Microgrid energy output chart based on the WOA

总负荷较高，最大值达 136.06 kW，此时段系统优先调用本地电源以降低购电成本。以 10:00 为例，负荷值达 127.24 kW，较凌晨 05:00 的最低负荷 50.39 kW 高出 76.85 kW。尽管光伏出力为 10.43 kW、风电出力为 15.12 kW，但两者合计仍不足负荷需求，经调度优化后，微型燃气轮机快速提升出力至 40.32 kW 比 09:00 提升 12.20%，燃料电池增加输出，蓄电池放电，协同满足负荷需求，减少了高价购电需求。

在谷荷时段（如 01:00—06:00 及 23:00—24:00），负荷较低且购电价廉，系统侧重能量存储。例如，夜间 03:00，风电出力达 41.57 kW，而负荷仅为 55.43 kW，微型燃气轮机比 01:00 减少 43.60%，蓄电池通过吸收富余电能实现能量存储，为峰荷时段放电调峰提供支撑，从而实现“削峰填谷”，提升低价电的利用效率与系统整体经济性。

从每小时运行成本图 8 中可以更直观地看出，在多数时段，WOA 算法优化后调度方法的运行成本低于常规调度方法，平均成本由原始的 86.92 元降至 77.42 元，降幅达 10.92%；其中 21:00 成本由 115 元降至 79.08 元，23:00 成本由 110 元降至 73.93 元，分别实现 35.92 元和 36.07 元的成本降低，为优化效果最突出的时段。值得注意的是，第 2 时段优化后成本仅小幅上升 0.19 元，该现象为全局优化策略的主动调控结果。该时段处于负荷低谷期且风电出力充裕，算法优先控制蓄电池充电；此举虽小幅抬升短期运行成本，却可储备低价电能用于负荷高峰消纳，最终实现单日运行总成本最优。上述“短期成本置换—全局收益最大化”的调度逻辑，充分印证了 WOA 算法的全局寻优特性：算法借助量子搜索机制有效跳出局部最优解，能够在完整解空间内搜索得到全局最优的储能调度方案。整体而言，所提优化策略在高成本时段削峰效果突出，有效平抑了运行成本的极端波动，同时维持了低负荷时段的成本稳定性，验证了 WOA 算法在全局寻优中的有效性，展现出更优的经济运行效益。

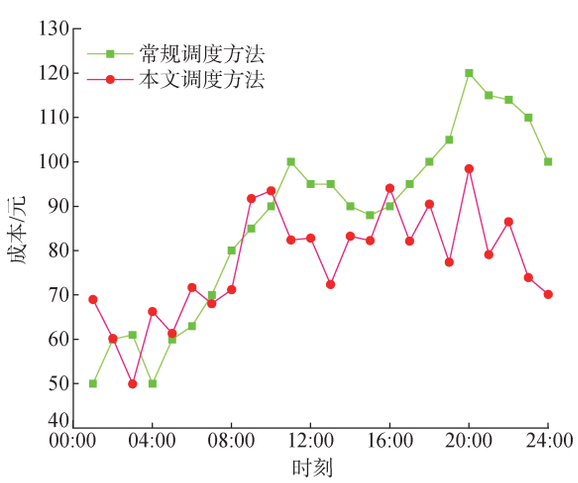


图 8 基于 WOA 算法的单位小时运行成本图

Fig. 8 Hourly operating cost chart based on the WOA

4.3 不同算法求解对比分析

为了全面评估微电网能量管理模型在不同优化范式下的适应能力，避免因算法偏好导致的结论偏

差，构建了包含经典与新兴算法的多层次对比基准体系，选取 PSO 算法[28-29]、秃鹰搜索算法（bald eagle search algorithm，BES）算法[30-32]和 WOA 形成具有代表性的智能优化算法对比框架。

为保障算法对比的公平性与科学性，PSO、BES 和 WOA 采用统一的参数设置：种群规模 500，最大迭代次数 200。这一设置基于以下原则：首先，种群规模取问题维度的 20 倍，符合元启发式算法的经验法则；其次，200 代迭代次数确保障算法充分收敛；最后，各算法特定参数采用原文献推荐值，避免因参数调节偏差影响性能比较。这种设置既能充分发掘算法潜力，又能确保观察到的性能差异源于算法机制本身而非参数配置。

三种算法运行结果见图 6、图 9 和图 10，由图可见，不同优化算法均能实现微电网电平衡，但调节策略与效果存在差异。

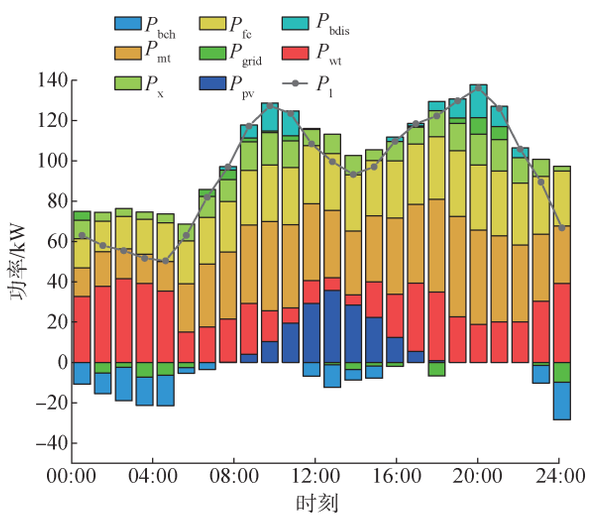


图 9　基于 BES 算法的微电网优化调度电平衡图

Fig. 9　Power balance chart for microgrid optimal scheduling based on the BES

从出力结果（图 11）和成本（图 12）对比分析：WOA 在 11：00，WOA 通过将微型燃气轮机出力降低至 35. 14 kW，相比 BES 的 41. 29 kW 降低了 14. 89%，相比 PSO 的 41. 76 kW 降低了 15. 85%；同时提升电池出力至 16. 84 kW，相比 BES 的 12. 34 kW 提升了 36. 47%，相比 PSO 的 5. 56 kW 提升了 202. 88%。到了 20：00，WOA 进一步将燃气轮机出力调整至 46. 92 MW，燃料电池增加至 31. 71 kW，使电池出力增至 20. 00 kW，此时主网购电需求为 8. 59 kW。并且，这两个时段 WOA 的成本均为三者最低（82. 39、98. 46 元）。WOA 在峰荷时段能够通过微型燃气轮机、电池以及主网购电的多设备协同优化，实现成本最低，展现出较强的适应负荷波动的能力。

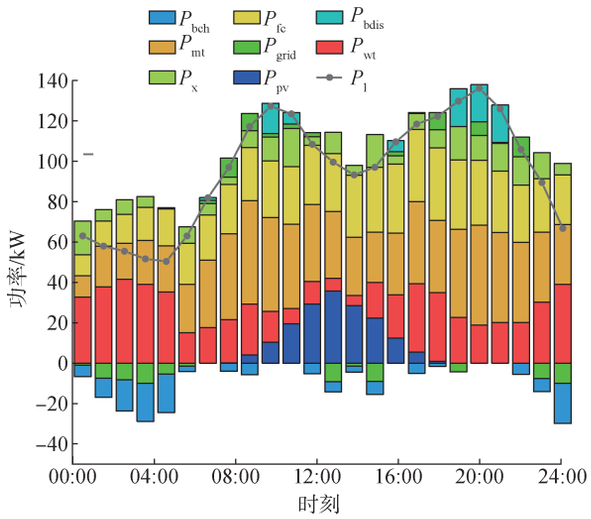


图 10　基于 PSO 算法的微电网优化调度电平衡图

Fig. 10　Power balance chart for microgrid optimal scheduling based on the PSO

BES 在 11：00，燃料电池出力较高为 28. 41 kW，燃气轮机出力 41. 29 kW，成本为 92. 50 元。在 20：00，燃料电池出力进一步增至 32. 35 kW，燃气轮机出力 46. 69 kW，成本为 107. 32 元。过度依赖燃料电池与燃气轮机组合，燃料成本高，未能有效降低总成本。

PSO 易陷入局部最优，协调分布式电源与储能不足，使得成本难以明显降低。在微电网优化调度中，可去负荷策略的经济性与供电可靠性之间存在固有矛盾，这一点在 PSO 算法于 11：00 时段的调度结果中尤为显著。该算法采取激进的负荷削减策略削减量达 18. 85 kW，虽将主网购电需求降至 2. 25 kW 的低位，但该时段总成本反而升至 107. 27 元，为所有算法中的最高值。从用户满意度进行分析，该时段负荷削减比例高达 14. 8%，远超 10% 的行业公认临界阈值。这种过度削减策略直接导致供电可靠性下降，可能引发工业用户生产流程中断或商业用户体验显著恶化，充分暴露出单纯追求经济性指标对供电质量的负面影响。在 20：00，燃气轮机出力达到最高的 49. 44 kW，电池出力为 18. 37 kW，主网购电需求为 6. 81 kW，成本为 101. 27 元，属于次差。

除经济性指标外，本文从系统运行稳定性和设备调度行为角度进一步评估优化效果，各算法运行稳定性指标对比见表 5。在功率平衡稳定性方面，WOA 算法调度下的功率波动率最低，标准差为 2. 3 kW，且在各时段均保持充足的备用容量。在设备调度行为方面，WOA 算法的燃气轮机启停次数仅 2 次，显著少于 PSO 的 4 次，有效降低了设备磨损和维护成本。从图 10 的各算法出力图可见，WOA 通过多设备

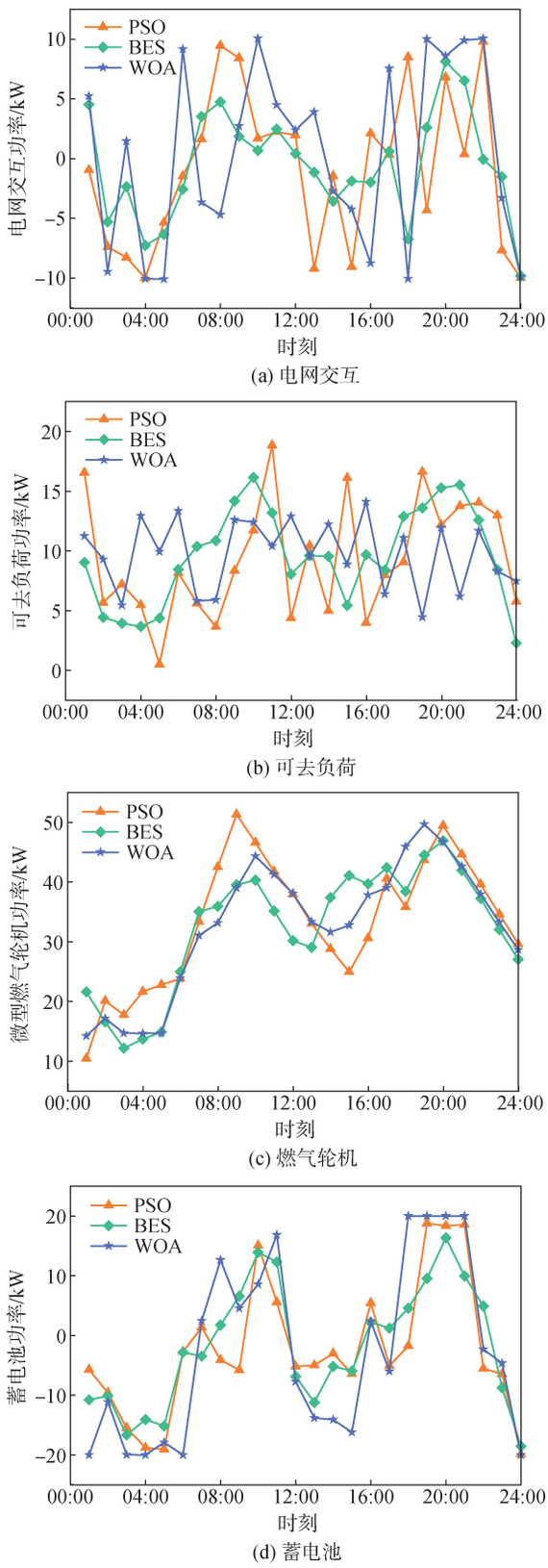


图 11　三种算法各出力对比图

Fig. 11　Output power comparison of three algorithms

协同优化，实现了功率变化的平滑过渡，避免了 PSO 算法中出现的爬坡速率超标问题。这表明 WOA 算法在追求经济性的同时，更好地保障了系统运行稳定性和设备寿命。

表 5　各算法运行稳定性指标对比

Table 5　Comparison of operational stability indicators of various algorithms

评估指标	WOA	PSO	BES	最优
功率波动率/kW	2.3	3.8	4.1	WOA
燃气轮机启停次数	2.0	4.0	3.0	WOA
平均负荷率/%	68.2	61.5	72.3	BES
备用容量充足率/%	92.2	78.6	85.3	WOA

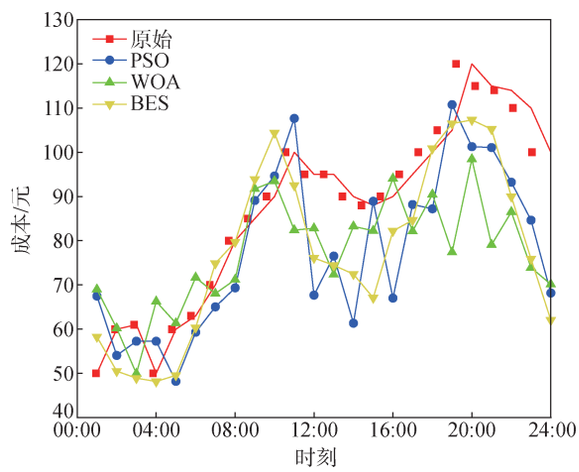


图 12　三种算法各成本对比图

Fig. 12　Cost comparison chart of three algorithms

表 6　三种算法总成本对比

Table 6　Comparison of total costs of three algorithms

算法类型	总成本/(元/天)
原始	2 086.00
PSO	1 865.29
BES	1 865.68
WOA	1 858.06

基于各算法成本对比图 12 以及表 6 数据分析，WOA 算法在成本优化方面表现最优，其单日总成本为 1 858.06 元，较原始平均成本 2086 元下降 10.92%，且在所有时段均实现成本降低，无任何时段成本高于原始值，成本稳定性较高。相比之下，PSO 算法单日总成本降幅为 10.58%，虽在部分时段表现突出，如 05:00 时段降低 19.68%，但存在 2 个时段成本反增，在 10:00 成本反增 5.16%。BES 算法平均降幅与 PSO 相近，单日总成本降幅为 10.56%，但在 07:00 成本增加 6.94%，20:00 成本降低 10.57%，成本波动较大，且依赖燃料电池与燃气轮机组合时燃料成本较高。综合来看，WOA 算法通过多设备协同优化实现稳定的成本降低，成本波动性小，而 PSO 和 BES 因设备协同性不足或燃料成本限制，优化效果受限，采用 WOA 算法可以平衡微电网的经济性与稳定性。

5　结　论

针对包含风电、光伏、储能等多源协同的微电网系统，综合考虑运行成本与设备约束条件，本文提出一种融合参数自适应LSTM负荷预测与WOA的微电网动态能量管理方法，并通过实证分析验证了该方法的优越性，得出如下结论：

1）基于QPSO优化的LSTM模型显著提升了短期负荷预测的准确性，较传统LSTM和PSO-LSTM模型的预测精度均有明显提升。该模型能够有效捕捉负荷数据中的非线性动态特征，尤其对峰谷突变的识别能力优于传统方法，为微电网优化调度提供高精度负荷输入，从而有效降低设备频繁启停导致的运行成本，保障负荷需求的稳定满足。

2）采用WOA对高精度负荷预测输入的微电网经济调度模型进行求解，在单日运行周期内总运行成本显著降低。相较于PSO、BES等算法，WOA在本地分布式电源利用策略、成本稳定性方面表现更优，其优化结果无任何时段成本反升且总成本最低，验证了该算法在复杂约束条件下，多设备协同调度的有效性，为微电网实现“削峰填谷”与经济运行提供了高效解决方案。

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）：

龚钢军提出研究思路，设计整体方案，指导项目研究与论文写作，并对论文进行审阅与润色；申明玉负责核心模型的构建与实现，负责代码实现与仿真调试，进行数据分析，并撰写论文初稿；张兵参与方案设计，并对最终稿件进行审阅与定稿；于骜参与实验设计与结果分析，负责部分可视化工作；陈磊提供关键理论指导，参与结果讨论；刘九良负责数据收集与处理，协助数据验证及图表绘制。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

6　参考文献

[1] 袁越，苗安康，吴涵，等. 低碳综合能源系统研究框架与关键问题研究综述[J]. 高电压技术，2024，50(9)：4019-4036.
YUAN Yue，MIAO Ankang，WU Han，et al. Review of the research framework and key issues for low-carbon integrated energy system [J]. High Voltage Engineering，2024，50(9)：4019-4036.

[2] MOGHADDAS-TAFRESHI S M，MOHSENI S，KARAMI M E，et al. Optimal energy management of a grid-connected multiple energy carrier micro-grid[J]. Applied Thermal Engineering，2019，152：796-806.

[3] 杨佳泽，王灿，王增平. 新型电力系统背景下的智能负荷预测算法研究综述[J]. 华北电力大学学报（自然科学版），2025，52(3)：54-67.
YANG Jiaze，WANG Can，WANG Zengping. Review on intelligent load forecasting algorithms for the new-type power system [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition)，2025，52(3)：54-67.

[4] 骆钊，刘德文，沈鑫，等. 综合能源系统优化运行技术研究综述[J]. 电力建设，2022，43(12)：3-14.
LUO Zhao，LIU Dewen，SHEN Xin，et al. Review of research on optimal operation technology of integrated energy system [J]. Electric Power Construction，2022，43(12)：3-14.

[5] 韩富佳，王晓辉，乔骥，等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J]. 中国电机工程学报，2023，43(22)：8569-8591.
HAN Fujia，WANG Xiaohui，QIAO Ji，et al. Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system[J]. Proceedings of the CSEE，2023，43(22)：8569-8591.

[6] KHAN S，MAZHAR T，SHAHZAD T，et al. Optimizing load demand forecasting in educational buildings using quantum-inspired particle swarm optimization (QPSO) with recurrent neural networks (RNNs)：a seasonal approach[J]. Scientific Reports，2025，15：19349.

[7] 韩鹏，李银红，何璇，等. 结合量子粒子群算法的光伏多峰最大功率点跟踪改进方法[J]. 电力系统自动化，2016，40(23)：101-108.
HAN Peng，LI Yinhong，HE Xuan，et al. Improved maximum power point tracking method for photovoltaic multi-peak based on quantum-behaved particle swarm optimization algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems，2016，40(23)：101-108.

[8] 吴磊，顾华，姚一鸣，等. 基于增强灰狼优化LSTM神经网络的火电机组SCR脱硝反应器建模[J]. 热力发电，2025，54(11)：136-141.
WU Lei，GU Hua，YAO Yiming，et al. Modeling of SCR denitrification reactor for thermal power units based on improved grey wolf optimization LSTM network [J]. Thermal Power Generation，2025，54(11)：136-141.

[9] 姚芳，汤俊豪，陈盛华，等. 基于ISSA-CNN-GRU模型的电动汽车充电负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制，2023，51(16)：158-167.
YAO Fang，TANG Junhao，CHEN Shenghua，et al. Charging load prediction method for electric vehicles based on an ISSA-CNN-GRU model[J]. Power System Protection and Control，2023，51(16)：158-167.

[10] LIU N，TANG Q F，ZHANG J H，et al. A hybrid forecasting model with parameter optimization for short-term load forecasting of micro-grids[J]. Applied Energy，2014，129：336-345.

[11] HAN M C，ZHONG J W，SANG P，et al. A combined model incorporating improved SSA and LSTM algorithms for short-term load forecasting[J]. Electronics，2022，11(12).

[12] HOSSAIN M A，POTA H R，SQUARTINI S，et al. Energy scheduling of community microgrid with battery cost using particle swarm optimisation[J]. Applied Energy，2019，254：113723.

[13] 孙晓军，宋恩哲，姚崇，等. 基于自适应扰动鲸鱼优化算法的混合动力能量管理策略研究[J]. 哈尔滨工程大学学报，2024，45(10)：1991-2000.
SUN Xiaojun，SONG Enzhe，YAO Chong，et al. Energy

management strategy of hybrid power based on adaptive perturbation whale optimization algorithms[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(10): 1991-2000.

[14] 谭智钢, 程静, 王维庆. 基于改进鲸鱼优化算法的微网系统能量优化管理[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(32): 13714-13720.
TAN Zhigang, CHENG Jing, WANG Weiqing. Energy optimization management of microgrid based on improved whale optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(32): 13714-13720.

[15] 杨慧娴, 匡洪海, 李子龙, 等. 基于改进灰狼优化算法的微电网优化经济调度[J]. 太阳能学报, 2026, 47(2): 365-374.
YANG Huixian, KUANG Honghai, LI Zilong, et al. Economic dispatch optimization of microgrid based on improved grey wolf optimizer[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2026, 47(2): 365-374.

[16] XIA D Z, YANG C, FENG G, et al. Collaborative dispatch of microgrid clusters under multi-strategy for electric vehicles based on improved BES algorithm[J]. Engineering Research Express, 2025, 7(2): 025299.

[17] 古晓凤, 袁旭峰, 郑华俊, 等. 交直流混合微电网稳定性分析及提升措施综述[J]. 供用电, 2025, 42(9): 8-20.
GU Xiaofeng, YUAN Xufeng, ZHENG Huajun, et al. Review of AC/DC hybrid microgrid stability analysis and its enhancement measures[J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(9): 8-20.

[18] WEN L L, ZHOU K L, YANG S L, et al. Optimal load dispatch of community microgrid with deep learning based solar power and load forecasting[J]. Energy, 2019, 171: 1053-1065.

[19] 刘又榕, 林顺富, 沈运帷, 等. 计及电动汽车参与多元需求响应的微电网多时间尺度优化调度模型[J]. 电力建设, 2023, 44(10): 51-62.
LIU Yourong, LIN Shunfu, SHEN Yunwei, et al. Multi-time-scale optimization scheduling model of microgrid with electric vehicles participating in multiple demand response[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(10): 51-62.

[20] 姜建国, 韩锦涛, 毕洪波, 等. 基于混合正余弦算子改进鲸鱼算法的微电网优化运行[J]. 电力需求侧管理, 2025, 27(2): 42-47.
JIANG Jianguo, HAN Jintao, BI Hongbo, et al. Microgrid optimization based on hybrid sine and cosine operators improved whale algorithm[J]. Power Demand Side Management, 2025, 27(2): 42-47.

[21] 朱清, 蔡鹏程, 朱卫卫, 等. 基于PSO-LSTM-ECM的风电场等值建模方法[J]. 分布式能源, 2025, 10(3): 11-22.
ZHU Qing, CAI Pengcheng, ZHU Weiwei, et al. Equivalent modeling of wind farm based on PSO-LSTM-ECM method[J]. Distributed Energy, 2025, 10(3): 11-22.

[22] 王晓东, 李清, 付德义, 等. 基于卷积双向长短期记忆网络的风电机组传动系统疲劳载荷预测[J]. 中国电力, 2025, 58(4): 90-97.
WANG Xiaodong, LI Qing, FU Deyi, et al. Fatigue load prediction of wind turbine drive train based on CNN-BiLSTM[J]. Electric Power, 2025, 58(4): 90-97.

[23] 王珂, 万祥宽, 王继业, 等. 电网优化调度的模型-数据-知识融合方法研究评述及展望[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(增刊1): 131-145.
WANG Ke, WAN Xiangkuan, WANG Jiye, et al. Review and prospects on model-data-knowledge combined methodology for power grid optimization dispatch[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(S1): 131-145.

[24] QU B Y, FU L S, XING Z X. Research on collaborative optimal dispatching of electric heating integrated energy based on wind power prediction accuracy[J]. IEEE Access, 2023, 11: 145167-145184.

[25] ZHANG C, YIN W J, WEN T. An advanced multi-objective collaborative scheduling strategy for large scale EV charging and discharging connected to the predictable wind power grid[J]. Energy, 2024, 287: 129495.

[26] ZHANG M G, ZHANG F X, GAO Y X. The optimal scheduling of microgrid: a research based on a novel whale algorithm[J]. Energy Reports, 2023, 9: 894-903.

[27] 王颖超. 鲸鱼优化算法研究与应用进展[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(5): 881-896.
WANG Yingchao. Research and application of whale optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2024, 46(5): 881-896.

[28] HOSSAIN M A, POTA H R, SQUARTINI S, et al. Modified PSO algorithm for real-time energy management in grid-connected microgrids[J]. Renewable Energy, 2019, 136: 746-757.

[29] 赵天翼, 刘代飞, 何灵奇, 等. 基于改进粒子群算法的高速公路充电站储能系统优化配置[J]. 广东电力, 2025, 38(8): 19-31.
ZHAO Tianyi, LIU Daifei, HE Lingqi, et al. Optimal configuration of energy storage system for highway charging stations based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Guangdong Electric Power, 2025, 38(8): 19-31.

[30] 王鑫, 李升. 基于改进哈里斯鹰优化算法的微电网多目标优化调度[J]. 分布式能源, 2025, 10(1): 91-100.
WANG Xin, LI Sheng. Multi-objective optimal scheduling of microgrid based on improved Harris Hawks optimization algorithm[J]. Distributed Energy, 2025, 10(1): 91-100.

[31] FERAHTIA S, REZK H, ALI ABDELKAREEM M, et al. Optimal techno-economic energy management strategy for building's microgrids based bald eagle search optimization algorithm[J]. Applied Energy, 2022, 306: 118069.

[32] ZHANG M H, FANG X. Bald eagle search algorithm based optimal reconfiguration of centralized thermoelectric generation system under non-uniform temperature distribution condition[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 1016536.

收稿日期: 2026-01-22 **修回日期**: 2026-02-15


龚钢军

作者简介:

龚钢军(1974),男,博士,教授,博士生导师,通信作者,主要研究方向为区块链、网络安全,E-mail:gong@ncepu.edu.cn;

申明玉(2003),女,硕士研究生,主要研究方向为微电网优化调度;

张兵(1976),女,博士,教授,主要研究方向为综合能源系统规划与运行调控、微电网建模与规划设计;

于骜(1998),男,学士,助理工程师,主要从事电网调度工作;

陈磊(1993),男,博士,讲师,主要研究方向为电力设备检测;

刘九良(1994),男,硕士,工程师,主要从事碳计量工作。

(编辑 孙静琳)