

基于多任务进化混沌粒子群的光储直柔微电网 协同优化方法

郭鑫^{1,2†}, 张俊拓¹, 崇玉婷¹, Celso-Grebogi^{1,2}, 焦尚彬^{1,2}

(1. 西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710049;

2. 陕西省复杂系统控制与智能信息处理重点实验室, 西安 710049)

摘要: 光储直柔微电网中各种分布式电源及储能装置等运行状态的优化, 是实现整体系统高效、经济、可靠运行的关键, 但面临着设备参数配置与运行功率调度的双重不确定性挑战. 本文针对一类多层直流母线结构且含光伏、储能、电动汽车、中央空调、负荷的光储直柔微电网系统, 构建了考虑运行成本、碳排放及柔性负荷任务调控的多任务优化目标函数, 并提出了一种多任务进化混沌粒子群优化算法 (MTECPSO) 以实现光储直柔微电网的设备参数配置与运行功率调度的协同优化. 算例仿真比较结果表明, 相较于传统基于进化算法的单目标、多目标优化算法, 所提方法在保证多任务优化目标的前提下, 计算效率显著提升.

关键词: 光储直柔微电网; 多任务进化算法; 混沌粒子群优化算法; 协同优化

中图分类号: TM614 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1102

引用格式: 郭鑫, 张俊拓, 崇玉婷, 等. 基于多任务进化混沌粒子群的光储直柔微电网协同优化方法 [J]. 控制与决策.

A collaborative optimization approach for microgrids integrating photovoltaics, energy storage, direct current and flexibility using multi-task evolutionary chaotic particle swarm optimization

GUO Xin^{1,2†}, ZHANG Jun-tuo¹, CHONG Yu-ting¹, Celso-Grebogi^{1,2}, JIAO Shang-bin^{1,2}

(1. School of Automation and Information Engineerin, Xi'an University of Technology, Xi'an 710049, China;

2. Shaanxi Key Laboratory of Complex System Control and Intelligent Information Processing, Xi'an 710049, China)

Abstract: The optimization of operational states of various distributed power sources and energy storage devices is crucial for achieving efficient, economic, and reliable operation in photovoltaic-battery-direct current-flexible (PBCF) microgrids. However, this optimization process faces significant challenges due to dual uncertainties arising from equipment parameter configuration and operational power dispatch. This study investigates a PBCF microgrid system featuring a multi-layer DC bus architecture, integrating photovoltaic generation, energy storage systems, electric vehicles, central air conditioning units, and electrical loads. A multi-objective optimization function is formulated, incorporating operational cost, carbon emissions, and flexible load regulation as key performance indicators. To address these challenges, a multi-task evolutionary chaotic particle swarm optimization algorithm (MTECPSO) is proposed to enable simultaneous optimization of both equipment parameter configuration and power dispatch strategies. Simulation results from a case study indicate that, compared to conventional single-objective and multi-objective evolutionary optimization approaches, the proposed method achieves substantial improvements in computational efficiency while effectively satisfying the multi-objective optimization requirements.

Keywords: photovoltaic-battery-direct current-flexibility microgrid; multi-task evolutionary algorithm; chaotic particle swarm optimization algorithm; collaborative optimization

收稿日期: 2025-10-22; 录用日期: 2026-03-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62371388, 61803300); 西安理工大学国际科技合作促进项目 (2024GHCJ029); 陕西省基础研究计划项目 (2025JC-YBMS-723); 西安市科技计划项目 (24LLRHZDZX0003).

责任编辑: 邢兰涛.

†通信作者. E-mail: guoxin@xaut.edu.cn.

0 引言

随着光伏发电和储能技术的规模化发展,以“高比例建筑场地内光伏、分布式储能及智能充电桩、柔性用电设备、直流配电系统、电网友好互动”为特征的光储直柔微电网成为未来的发展趋势^[1]。光储直柔微电网通过将各种分布式电源、储能装置以及负荷连接到直流母线,避免了繁复的交-直流变换过程,使电力系统中的电力产生、存储和消耗之间实现无缝衔接,从而有效的提高了能源利用效率。然而,由于如光伏发电、电动汽车等设备运行的波动性和不确定性,给光储直柔微电网运行的可靠性和稳定性带来了极大挑战,对于光储直柔微电网中各类能源设备进行优化配置并通过智能调控实现系统优化运行,从而提升微电网整体的经济性与环保性,成为当前的关注焦点^[2]。

传统的微电网优化方法,主要基于以“进化算法”为核心的智能优化方法,如遗传算法^[3]、粒子群优化算法^[4]、蚁群算法^[5]、人工免疫算法^[6]等,通过模拟自然界机理的思想,根据优化问题对解空间进行解码并进行迭代搜索最优解。文献[7]针对风光柴储混合微电网优化调度问题,提出了一种改进多目标粒子群优化算法(MOPSO),该算法在提升全局搜索能力的同时并实现了投资成本、运行效率与碳排放的多目标优化。文献[8]针对含波浪能的海岛微电网,通过建立波浪能发电数学模型与微电网频率响应量化分析,构建以经济成本最小为目标的日前优化调度模型,采用Gurobi求解器实现功率冲击协同消纳与运行经济性提升。文献[9]以零碳运行及经济性最优为目标,采用改进的NSGA-II算法对微电网进行优化配置。文献[10]提出了基于深度强化学习(DRL)与改进粒子群优化(PSO)融合算法的AC/DC混合主动配电系统优化调度方法,通过DRL-PSO混合算法有效提升了系统的调度效率和灵活性。文献[11]提出了一种多目标微电网双层优化方法,通过采用混合整数线性规划方法解决了考虑非计划孤岛运行时多能源微电网规划问题。

由以上文献分析可见,微电网运行优化通常面临着多参数、多目标优化问题的解决,并主要集中于参数优化及运行调度优化两个方面。然而,一方面,现有成果普遍采用独立处理微电网参数规划与运行调度问题的方式,未能充分考虑二者之间的动态耦合特性与协同优化潜力,不仅难以准确反映设备容量约束对实时调度策略的约束作用,也无法有效评估长期投资决策与短期运行策略之间的协同效应。

另一方面,现有成果针对微电网的多目标优化问题,通常采用的多个优化目标进行加权运算转化为单目标或基于指标权衡获得偏好解或非劣解等方法,因其侧重于协调目标之间的权衡并寻求折衷解决方案的固有特性,导致在微电网多目标优化中难以达到整体性能最优。此外,受限于现有进化算法计算成本巨大且复用能力低的缺点,不能有效利用不同优化目标和任务之间关系,且存在不同优化场景及任务条件下需要进行算法从头设计的问题。

多任务进化算法(MTEA)成为解决现有微电网优化问题的一种潜在方法。多任务进化是指针对存在一定联系或共性的多个优化目标,通过设定优化任务使不同任务间通过共享信息来提升整体系统优化效率的方法,其核心在于个体对于不同任务的选择性评价^[12]。目前,MTEA主要包含多因子进化(MFEA)和多种群进化(MPEA)两种方法^[13]。在路径规划、点云计算、组合优化等多个领域,MTEA均已得到初步应用并体现出在效率和性能方面的巨大优势^[14-18]。文献[14]提出了一种代理模型最小最大多因子演化算法,结合演化多任务优化和代理模型理论,有效解决了高维搜索空间和高计算负担下的最小最大优化问题。文献[15]在NSGA-II算法基础上,结合MFEA提出了一种新的概率路由问题解决方案,实现了车辆配送路径过程中二氧化碳排放和运输总距离问题的协同优化。文献[16]针对点云配准中的多任务优化问题,提出一种基于双阶段双向知识迁移策略的多形态进化优化方法,有效提升了配准精度和计算效率。针对微电网优化领域,文献[17]通过构建多能源互补混合发电系统模型,以最小化运行成本、排放量和网损为目标的多优化目标,引入MTEA实现IEEE-30节点系统和IEEE-118节点系统的优化调度。文献[18]针对电力负荷预测任务提出一种多任务学习模型,通过联合优化主任务(建筑总电力负荷预测)和辅助任务(分项电力负荷预测)提升模型的泛化能力,有效解决了传统单任务学习中数据稀疏性和预测偏差问题。

然而,目前MTEA的研究主要集中在单一领域或特定问题上,在复杂微电网运行场景下,MTEA的应用潜力尚未能实现充分挖掘。同时,以MFEA方法为代表的MTEA方法,通过采用垂直文化传播的方法对种群个体进行评估并实现信息在不同任务间的转移,极大的减少了计算成本。但该方法的性能受初始种群分布和进化机制的制约。若初始种群未能均匀覆盖搜索空间,则容易导致算法出现早熟收敛的情况,难以达成全局优化。因此,在处理多参数、多约

束微电网优化问题时, MTEA 方法仍存在一定的应用局限^[12].

本文以一类多层母线结构的光储直柔微电网为研究对象, 通过构建包含光伏、储能、中央空调、电动汽车等的微电网系统模型, 并综合考虑运行经济性、低碳排放和柔性负荷任务调控等目标, 提出了一种多任务进化混沌粒子群优化算法 (MTECPSO) 实现微电网设备参数配置与运行功率调度的协同优化. 本文的主要创新点包括:

1) 所提算法实现了在统一优化算法架构下, 考虑运行成本、低碳排放和柔性负荷调控多个目标, 对微电网参数配置与功率调度进行协同优化.

2) 所提优化算法使用新型混沌映射序列对种群进行初始化, 提高了初始种群在解空间中分布的均匀性和随机性, 并因此提升了算法的收敛速度并降低了陷入局部最优解的概率.

3) 所提算法针对微电网优化的高维复杂性, 采用了基于信息共享的知识迁移机制的多任务优化方法, 通过粒子技能因子的动态调整, 实现多任务间优化经验的高效传递, 显著增强了优化效率与精度.

1 光储直柔微电网

1.1 光储直柔微电网结构

本文所研究的光储直柔微电网的系统结构如图 1 所示, 主要由以下几个部分构成: 微电网通过 AC/DC 双向变流器与电网连接, 实现与主网之间的功率交换和电压稳定; 中央 750V 直流母线 (750V) 作为微电网的核心, 为高压侧汇集了光伏阵列发电系统、大功率储能系统、直流充电桩及中央空调等直流设备; 低压侧采用 220V 直流母线, 通过 DC/DC 变换器连接电动汽车快充桩和 750V 直流母线, 并与小功率储能系统、直流照明/设备以及电动汽车慢充桩

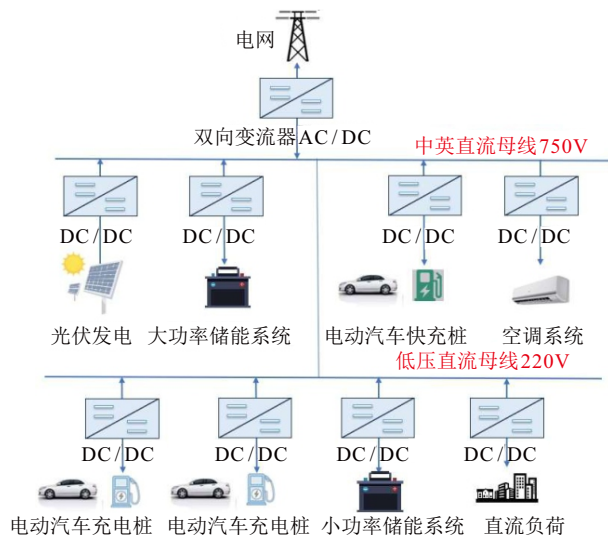


图1 光储直柔微电网结构图

等交互连接.

1.2 光储直柔微电网模型

1.2.1 光伏发电系统模型

光伏发电系统的输出功率可由光伏电池的输出功率特性方程表示为:

$$P_{PV}(t) = P_{STC} \frac{G(t)}{G_{STC}} [1 + \partial_p(T(t) + T_{STC})]. \quad (1)$$

式中, $P_{PV}(t)$ 为光伏电池 t 时刻实际功率 (KW); P_{STC} 为光伏电池的额定功率 (KW); $G(t)$ 为 t 时刻光照强度 (KW/m²); G_{STC} 为标准测试条件下的额定光照强度 (1 KW/m²); ∂_p 为光伏电池板的温度系数; $T(t)$ 为 t 时刻光伏电池温度 (°C); T_{STC} 为标准测试下的光伏电池额定温度 (25 °C).

1.2.2 储能系统模型

储能系统的充、放电状态模型通过式 (2) 表示

$$SOC_{BA}(t) = \begin{cases} SOC_{BA}(t-1)(1-\gamma) + \frac{\eta_{BA,cha} \times P_{BA,cha}(t)}{C_{BA,max}} \\ SOC_{BA}(t-1)(1-\gamma) - \frac{P_{BA,dis}(t)}{\eta_{BA,dis} \times C_{BA,max}} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $SOC_{BA}(t)$ 为 t 时刻储能电池的荷电状态; γ 为自放电率 (%); $C_{BA,max}$ 为储能电池的额定容量 (KWh); $P_{BA,cha}(t)$ 、 $P_{BA,dis}(t)$ 为分别为 t 时刻储能电池充电和放电的功率 (KW); $\eta_{BA,cha}$ 、 $\eta_{BA,dis}$ 为分别为蓄电池的充、放电效率 (%).

对于储能系统来说, 其运行功率与容量参数息息相关, 对应关系可以近似用下式表示:

$$\begin{cases} P_{BA,cha,max} = V_{rate,BA} * C_{BA,max} \\ P_{BA,dis,max} = -V_{rate,BA} * C_{BA,max} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $V_{rate,BA} = 0.2C$ 为电池的充放电速率, $P_{BA,cha,max}$ 、 $P_{BA,dis,max}$ 为储能充电和放电的最大功率 (KW).

由式 (2) 可知, 储能系统的荷电状态 (SOC) 变化受充放电功率和额定容量共同影响. 由式 (3) 可知, 充放电功率受容量限制, 二者通过充放电倍率关联, 当额定容量确定时, 最大充放电功率随之固定. 因此, 调整容量配置可改变储能系统功率调节能力, 进而影响其 SOC 动态特性.

1.2.3 中央空调系统模型

中央空调系统由变速送风机、变速冷冻水泵、制冷机、定速冷却水泵和单速冷却塔组成. 整个空调系统的功率模型如式 (6) 所示:

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{cold}(t) = P_{fan}(t) + P_{pump}(t) + P_{cond} + P_{cool}(t) \\ P_{fan}(t) = \frac{f_{pl}(t) \cdot m_{design} \cdot \Delta P}{1000 \cdot e_{fan} \cdot \rho_{air}} \\ P_{pump}(t) = f_{flp}(t) \cdot P_{pumpdesign} \\ P_{cool}(t) = \omega(t) \cdot P_{ctfan} \\ f_{air}(t) = \frac{Q_s(t)}{1.01(T_N(t) - T_S(t)) \cdot m_{airdesign}} \\ f_{pl}(t) = c_{f1} + c_{f2} \cdot f_{air}(t) + c_{f3} \cdot f_{air}(t)^2 + c_{f4} \cdot f_{air}(t)^3 + c_{f5} \cdot f_{air}(t)^4 \\ f_{flp}(t) = c_{p1} + c_{p2} \cdot PLR(t) + c_{p3} \cdot PLR(t)^2 + c_{p4} \cdot PLR(t)^3 \\ T_{set}(t) = T_S(t) + \Delta T_{dynamic} \\ \Delta T_{dynamic} = \Delta T_{min} + \left(\frac{Q_s(t)}{Q_{max}} \right) \cdot (\Delta T_{max} - \Delta T_{min}) \end{array} \right. \quad (4)$$

式中, $P_{cold}(t)$ 为 t 时刻空调总功率(KW); $P_{fan}(t)$ 为 t 时刻风机功率(KW); $P_{pump}(t)$ 为 t 时刻冷冻水泵功率(KW); $P_{cond}(t)$ 为 t 时刻冷却水泵功率(KW); $P_{cool}(t)$ 为 t 时刻冷却塔功率(KW); $f_p(t)$ 是负荷因数; m_{design} 为设计最大风量(m^3/s); ΔP 为风机设计压力(Pa); e_{fan} 为风机总效率; ρ_{air} 为空气密度,单位为(kg/m^3); $f_{fb}(t)$ 为水泵功率占满负荷功率的比率, $P_{pumpdesign}$ 为水泵设计功率(KW); P_{ctfan} 为冷却塔风机的额定功率(KW); $\omega(t)$ 为 t 时刻冷却塔风机的开启率; $T_N(t)$ 和 $T_S(t)$ 分别为 t 时刻室内温度($^{\circ}C$)和送风温度($^{\circ}C$); Q_s 为室内热冷负荷(KW); $PLR(t)$ 为 t 时刻水泵部分负荷率; $T_{set}(t)$ 为 t 时刻空调设定温度; $\Delta T_{dynamic}$ 为动态温差, ΔT_{max} , ΔT_{min} 为最大、最小允许温差. 通过动态调节空调设定温度 $T_{set}(t)$ 可实现对中央空调系统各子系统功率的柔性调节,在保证室内舒适度的前提下,有效优化风机、冷冻水泵、冷却水泵和冷却塔的功率输出,使总功率 $P_{cold}(t)$ 在满足制冷需求的同时达到能效最优.

1.2.4 电动汽车模型

电动汽车具有源荷双重属性,其模型与储能类似,表示为:

$$SOC_{EV}(t) = \left\{ \begin{array}{l} SOC_{EV}(t-1) + \frac{\eta_{EV,cha} \times P_{EV,cha}(t)}{C_{EV,max}} \\ SOC_{EV}(t-1) - \frac{P_{EV,dis}(t)}{\eta_{EV,dis} \times C_{EV,max}} \end{array} \right. \quad (5)$$

式中, $SOC_{EV}(t)$ 为 t 时刻电动汽车的荷电状态; $C_{EV,max}$ 为电动汽车的额定容量(KWh); $P_{EV,cha}(t)$ 、

$P_{EV,dis}(t)$ 为分别为 t 时刻电动汽车的充电和放电的功率(KW); $\eta_{EV,cha}$ 、 $\eta_{EV,dis}$ 为分别为电动汽车的充、放电效率(%).

同理,电动汽车的充、放电功率与容量参数相互影响,可用下式表示:

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{EV,cha,max} = V_{rate,EV} * C_{EV,max} \\ P_{EV,dis,max} = V_{rate,EV} * C_{EV,max} \end{array} \right. \quad (6)$$

式中, $V_{rate,EV}$ 为电池的充放电速率,取值为0.2C, $P_{EV,cha,max}$ 、 $P_{EV,dis,max}$ 为储能充电和放电的最大功率(KW). 根据式(5)和式(6),电动汽车通过容量与充放电功率的协同调控,在确保SOC处于安全运行区间且满足功率限制的前提下,实现与微电网的柔性互动.

1.3 运行约束条件

本文的协同优化基于如下关键假设:在日前调度框架下,光伏出力、基础负荷及电价曲线视为可预测;设备的关键参数(如 $C_{BA,max}$, $C_{EV,max}$, $P_{cold,rate}$)作为优化变量,与实时功率调度变量(如 $P_{BA}(t)$, $P_{PV}(t)$, $P_{cold}(t)$)在如下系统整体运行约束下协同优化. 设置光伏发电系统运行功率约束为

$$0 \leq P_{PV}(t) \leq P_{PV_rated}. \quad (7)$$

式中, P_{PV_rated} 是光伏机组的额定功率(KW).

为了避免储能电池过度放电或充电,设置储能电池功率及电池荷电状态SOC约束为:

$$\left\{ \begin{array}{l} SOC_{BA,min} \leq SOC_{BA}(t) \leq SOC_{BA,max} \\ 0 \leq P_{BA,cha}(t) \leq \eta_{BA,cha} P_{BA,cha,max} \\ 0 \leq P_{BA,dis}(t) \leq \eta_{BA,dis} P_{BA,cha,max} \end{array} \right. \quad (8)$$

式中, $SOC_{BA,min}$ 为储能电池的最小荷电状态(5%); $SOC_{BA,max}$ 为储能电池的最大荷电状态(95%).

定义电动汽车运行约束条件为:

$$\left\{ \begin{array}{l} SOC_{EV,min} \leq SOC_{EV}(t) \leq SOC_{EV,max} \\ 0 \leq P_{EV,cha}(t) \leq \eta_{EV,cha} P_{EV,cha,max} + \Delta P_{cha}(t) \\ 0 \leq P_{EV,dis}(t) \leq \eta_{EV,dis} P_{EV,cha,max} + \Delta P_{dis}(t) \end{array} \right. \quad (9)$$

式中, $SOC_{EV,min}$ 是电动汽车的最小荷电状态(20%); $SOC_{EV,max}$ 是电动汽车的最大荷电状态(80%); $\Delta P_{cha}(t)$ 和 $\Delta P_{dis}(t)$ 分别是 t 时刻电动汽车充放电的功率变化范围.

定义中央空调运行功率的动态变化需满足:

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{cold,st}(t) - \Delta P \leq P_{cold}(t) \leq P_{cold,st}(t) + \Delta P \\ |T_N - T_{set}| \leq \Delta T \end{array} \right. \quad (10)$$

式中, $P_{cold,rate}$ 是中央空调系统的额定功率(KW), $P_{cold,st}(t)$ 为达到期望温度时刻空调功率(KW), ΔP

为允许波动的功率范围, ΔT 为波动的温度偏差。

为了确保微电网系统中能源的稳定供应, 设置功率平衡约束为:

$$P_{grid}(t) = P_{BA}(t) + P_{EV}(t) + P_{cold}(t) + P_{load}(t) - P_{PV}(t). \quad (11)$$

式中, $P_{grid}(t)$ 是 t 时刻电网交互功率 (KW), $P_{load}(t)$ 是 t 时刻系统中其他负荷 (KW)。

为确保优化结果在实际直流微电网中的工程可行性, 补充关键稳态物理约束, 包含直流母线电压幅值约束:

$$V_{dc,min}^{(k)} \leq V_{dc}^{(k)}(t) \leq V_{dc,max}^{(k)} \forall t, \forall k \in \{750V, 220V\}. \quad (12)$$

其中, $V_{dc}^{(k)}(t)$ 为 t 时刻第 k 层母线的电压, $V_{dc,min}^{(k)}$ 和 $V_{dc,max}^{(k)}$ 为其安全运行的下限与上限, 论文设定为基准电压的 $\pm 10\%$ 。

以及连接不同直流母线的双向 DC/DC 变换器传输有功功率运行约束:

$$-P_{dc,dc}^{max} \leq P_{dc,dc}(t) \leq P_{dc,dc}^{max} \forall t. \quad (13)$$

2 基于 MTECPSO 的光储直柔微电网协同优化方法

2.1 MTEA 基本原理

MTEA 是一种基于群体智能的协同优化范式, 通过构建统一的知识表示空间实现多任务并行优化, 原理如图 2 所示。

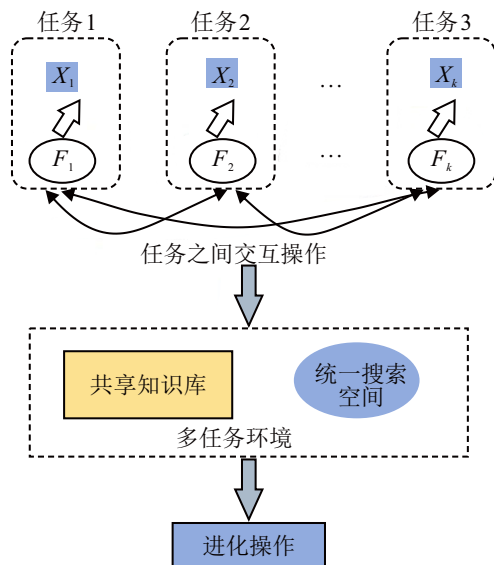


图2 多任务进化原理图

在某多任务优化场景中, 假设存在 s 个待优化的任务, 它们都是最小化问题且具有相同的优先级。设第 j 个任务记为 T_j ($j = 1, \dots, s$), 其在搜索空间 X_j 中的目标函数定义为, 则在不同任务所对应不同等式或不等式约束条件下, 多任务优化问题可以表

述为:

$$\begin{cases} \arg \min \{F_1(x), F_2(x), \dots, F_s(x)\} \\ s.t. g_p^j(x) \leq 0, p = 1, 2, \dots, P \\ h_q^j(x) = 0, q = 1, 2, \dots, Q \end{cases} \quad (14)$$

其中 x 为对于 s 个优化任务的全局解向量, $g_p^j(x)$ 为任务 T_j ($j = 1, \dots, s$)的 P_j 个不等式约束; $h_q^j(x)$ 为任务 T_j ($j = 1, \dots, s$)的 Q_s 个等式约束。由(14)式可见, 多任务优化的核心目标在于寻求一个 s 维的全局解向量以满足多任务目标全局最小。

以本文所基于 MFEA 算法为例, 伪代码如表 1 所示, 采用如下框架: 1) 种群初始化; 2) 进化迭代; 3) 个体评价; 4) 选择操作。

表1 MFEA 算法伪代码

输入: 优化任务 F_1, \dots, F_s ; 种群数量 P
输出: 所有任务的最优解
1 初始化任务种群 P
2 根据对应任务评估个体
3 选择个体对应的技能因子
4 配置算法参数
5 while
6 采用选型交配方法产生后代个体
7 采用垂直文化传播机制进行个体评估
8 合并父代与子代群体得到种群 U
9 评估种群 U 中个体的适应度值及选择技能因子
10 从种群 U 中筛选新一代父代群体
11 End while

1) 因子代价: 体现优化中每个个体在不同任务上的适应性, 对于个体 i 在任务 j 上的因子代价定义为

$$\varphi_{ij} = \lambda \cdot \delta_{ij} + T_{ij}. \quad (15)$$

其中, λ 是惩罚系数, δ_{ij} 和 T_{ij} 为当前个体在该任务上的约束违反总数和目标函数值。

2) 因子等级 r_{ij} : 体现每个个体在不同任务上的贡献度, 个体 i 在所有 j 个任务上的因子等级 r_{ij} 是利用 φ_{ij} 对所有个体进行从小到大进行排序的索引。

3) 技能因子 τ_i : 技能因子 τ_i 是每个个体 i 在所有 j 个任务中表现最好的任务的索引, 表示为

$$\tau_i = \arg \min \{r_{ij}\}. \quad (16)$$

4) 标量适应度: 每个个体的标量适应度 ϕ_i 被定义为

$$\phi_i = 1 / \min_{j \in \{1, \dots, k\}} \{r^j\}. \quad (17)$$

2.2 基于 MTECPSO 的光储直柔微电网协同优化

本文针对光储直柔微电网的运行特性, 提出了一种基于 MTECPSO 的容量配置与功率调度多任务

协同优化方法,考虑实际运行中经济性、低碳性与柔性调控的综合需求,构建了包含三个优化目标的框架:最小化投资与运行成本、减少碳排放、提升中央空调与电动汽车柔性负荷的调控能力。

2.2.1 优化目标函数定义

1) 经济性目标函数

该目标旨在最小化系统的日周期综合成本,包括按单位容量折算的设备投资成本与基于分时电价的电网交互成本。为简化模型,假设设备投资成本为常数,且不考虑维护、网络损耗等附加费用。对于图1光储直柔微电网,定义如下系统运行经济性目标函数:

$$F_1 = C_{grid} + C_{total}. \quad (18)$$

式中, C_{grid} 与 C_{total} 分为微电网系统与电网交互成本(元)和微电网投资成本(元),分别定义为

$$C_{grid} = \sum_{t=1}^T (P_{grid}(t) \times (\lambda_{r,buy}(t) + \lambda_{r,sell}(t))), \quad (19)$$

$$C_{total} = \sum_{l=1}^L C_{ini,l} \times P_{DG,l}. \quad (20)$$

式中, $C_{ini,l}$ 为第 l 种电能设备的单位容量投资成本(KWH/元), $P_{DG,l}$ 为第 l 种电能设备的装机容量(KWH), L 为电能设备种类, $\lambda_{r,buy}(t)$ 是 t 时刻从电网买电的价格, $\lambda_{r,sell}(t)$ 是 t 时刻向电网售电的价格。

由上式可知,投资成本 C_{total} 由配置容量决策 $P_{DG,l}$ 主导;运行交互成本 C_{grid} 则由实时调度功率 $P_{grid}(t)$ 决定。协同优化旨在权衡长期投资与短期运行成本,寻求全周期经济最优。

2) 碳排放目标

该目标旨在减少微电网因从主网购电而产生的间接碳排放。计算中,电网碳排放因子视为与电价时段相关的已知量,仅计及购电产生的正碳排放,而微电网内部发电及向电网售电均不考虑负碳贡献:

$$F_2 = \begin{cases} \sum_{t=1}^T (P_{grid}(t) \times \lambda_{e,grid}) & P_{grid} > 0 \\ 0 & P_{grid} < 0 \end{cases} \quad (21)$$

式中, $\lambda_{e,grid}$ 是电网碳排放因子,当 $P_{grid} > 0$ 时取 $\lambda_{e,grid}$, 当 $P_{grid} < 0$ 时取 0。

由上式可知,该目标的实现依赖于调度策略减少购电,但减排潜力根本上受限于储能、电动汽车等配置容量所能提供的能量转移与负荷调节能力。

3) 柔性负荷调控目标

该目标旨在引导中央空调与电动汽车两类柔性负荷,在满足用户基本需求的前提下参与系统调节。

其核心是在用户可接受的舒适度区间(空调温度偏差)与用电计划区间(电动汽车功率偏差)内进行柔性调控,以实现与系统运行的协同:

$$T_{dif} = \sum_{t=1}^T (T_N(t) - T_{set}(t))^2, \quad (22)$$

$$P_{EV,dif} = \sum_{t=1}^T (P_{EV}(t) - P_{EV,max})^2. \quad (23)$$

式中, T_{dif} 为空调温差控制目标, $P_{EV,dif}$ 为电动汽车功率控制目标, $P_{EV,max}$ 为电动汽车最大充放电功率。

由上式可知,空调额定功率 $P_{cold,rated}$ 与电动汽车电池容量 $C_{EV,max}$ 等配置参数定义了柔性调节的物理上限;而温度设定 $T_{set}(t)$ 、充放电功率 $P_{EV}(t)$ 等调度参数则是在此上限内实现最优控制。

以上目标函数聚焦于系统日前调度层面的核心经济与环保指标。模型旨在刻画多目标协同关系,为聚焦方法验证,未纳入设备折旧、详细电池老化等长期动态模型,这些因素可通过运行约束间接保护,并可在本框架基础上进行后续扩展。

本文所提 MTECPSO 方法将经济性、低碳性与柔性调控视为三个独立但关联的优化“任务”。算法通过“技能因子”动态分配优化资源,通过基于跨任务排名的“标量适应度”实现解的公平比较与选择,并通过跨任务的“知识迁移”探索协同解。这些机制共同作用,使算法能在搜索过程中自适应地、隐式地平衡多个目标间的矛盾,从而发现整体性能更优的协同配置与调度方案。

2.2.2 基于 MTECPSO 的微电网容量配置与功率调度协同优化方法

针对光储直柔微电网中容量规划与运行调度协同优化困难、多目标冲突难以平衡且优化性能受初始种群分布和进化机制限制等问题,本文 MTECPSO 通过引入混沌映射机制实现初始粒子的均匀随机分布,并创新性地融合 PSO 算法和 MTEA 方法,在实现运行经济性、低碳排放与柔性负荷调控等多目标优化的同时,完成了微电网容量配置与功率调度多任务的协同优化。所提方法的实现流程如下:

步骤1 种群初始化

以图1光储直柔微电网中储能容量、电动汽车容量、储能系统功率、电动汽车功率、中央空调功率和电网交互功率6个参数为优化参数,定义其粒子位置和速度分别为 $X_i(n, k)$, $V_i(n, k)$ ($i = 1, \dots, I$, $i = 1, \dots, I$, $k = 1, \dots, k_{max}$), 其中 $X_i(n, k)$ 为第 k 次迭代时 n 维粒子 i 所对应的位置, $V_i(n, k)$ 为第 k 次迭代时 n 维粒子 i 所对应的速度, I 为粒子种群规

模, k_{max} 为最大迭代次数. 随机初始化全局粒子最优位置 $Y_g(n) \in [0, 6]$, 个体历史最优位置 $Y_i(n, k) = 0$, 个体历史最优目标函数 $F_{g1}(i), F_{g2}(i), F_{g3}(i)$ 为极大值. 为保证初始粒子位置的均匀分布, 采用如下 n 维混沌映射函数生成粒子 i 的初始位置 $X_i(n, 0)$, 表示为

$$\begin{cases} x_{i+1}(1, 0) = (a_1^\alpha [x_i(1, 0)]^3 + a_2^\alpha [x_i(2, 0)]^2 + \dots + a_n^\alpha [x_i(n, 0)]^2 + \beta) \bmod \theta + \omega \\ x_{i+1}(2, 0) = (a_2^\alpha [x_i(2, 0)]^2 + \dots + a_n^\alpha [x_i(n, 0)]^2 + \beta) \bmod \theta + \omega \\ \vdots \\ x_{i+1}(n, 0) = (a_n^\alpha [x_i(n, 0)]^2 + \beta) \bmod \theta + \omega \end{cases} \quad (24)$$

其中, α 和 β 为映射参数; ω 为随机数, 用于引入初始混沌扰动.

步骤2 目标函数值计算

在种群第 k 次迭代中, 将当前种群中每个粒子 i 的位置向量 $X_i(:, k)$ 代入仿真模型, 并根据式 (15)、(22) 和 (23) 式分别计算该种群粒子在经济成本、碳排放量和柔性负荷调控三个任务下的目标函数值记为 $F_1(i, k), F_2(i, k), F_3(i, k)$. 将所有粒子在三个任务上的目标函数值按行排列, 得到该次迭代的目标函数矩阵为:

$$F_s(k) = \begin{bmatrix} F_1(1, k) & F_2(1, k) & F_3(1, k) \\ F_1(2, k) & F_2(2, k) & F_3(2, k) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ F_1(I, k) & F_2(I, k) & F_3(I, k) \end{bmatrix} \quad (25)$$

其中, 矩阵第 i 行表示粒子 i 在第 k 代时的三个目标函数值, 第 j 列对应任务 j 的目标函数.

步骤3 个体技能因子选择

对矩阵 $F_s(k)$ 的每一行进行升序排序, 得到任务排名索引 R 如下:

$$R = \begin{bmatrix} R_{1,1} & R_{1,2} & R_{1,3} \\ R_{2,1} & R_{2,2} & R_{2,3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{I,1} & R_{I,1} & R_{I,3} \end{bmatrix} \quad (26)$$

式中, $R_{i,j} (j \in \{1, 2, 3\})$ 为粒子 i 在任务 $j (j \in \{1, 2, 3\})$ 上的排名, 选择其排名最优的任务作为技能因子, 表示为: $\tau_i = \arg \min R_{i,j} (i = 1, \dots, I; j \in \{1, 2, 3\})$.

步骤4 更新粒子对应技能因子的局部最优解

每个粒子根据其技能因子 τ_i 更新对应的历史最优解: 若 $\tau_i = 1$ 且 $F_1(i, k) < F_{g1}(i)$, 则 $F_{g1}(i) =$

$F_1(i, k), Y_i = X_i(:, k)$; 若 $\tau_i = 2$ 且 $F_2(i, k) < F_{g2}(i)$, 则 $F_{g2}(i) = F_2(i, k), Y_i = X_i(:, k)$; 若 $\tau_i = 3$ 且 $F_3(i, k) < F_{g3}(i)$, $F_{g3}(i) = F_3(i, k), Y_i = X_i(:, k)$.

步骤5 更新粒子位置和速度

采用粒子群算法公式更新第 $k+1$ 次迭代的粒子速度和位置, 表示为:

$$\begin{cases} x_i(n, k+1) = x_i(n, k) + v_i(n, k) \\ v_i(n, k+1) = wv_i(n, k) + c_1r_1(Y_i(n, k) - x_i(n, k)) + c_2r_2(Y_g(n) - x_i(n, k)) \end{cases} \quad (27)$$

式中, $x_i(n, k+1)$ 为第 $k+1$ 次迭代时 n 维粒子 i 所对应的位置; $v_i(n, k+1)$ 为第 $k+1$ 次迭代时 n 维粒子 i 所对应的速度.

步骤6 粒子全局最优解更新

从第 k 次迭代中第 i 个粒子所对应的目标函数值 $F_1(i, k), F_2(i, k), F_3(i, k)$ 中选取其分别目标函数的最优值, 通过计算第 k 次迭代中第 i 个粒子所对应目标函数与种群中所有 I 个粒子可达到不同任务目标函数最优值间的欧式距离, 选择其欧式距离最小的粒子为全局目标最优解.

步骤7 判定优化截止条件, 输出优化结果

检查迭代次数是否达到最大迭代次数, 若未达到迭代次数转到步骤 2, 若达到则输出优化后的各模块的功率以及电动汽车和储能容量配置结果.

综上所述, 整体算法流程如图 3 所示.

本文所提 MTECPSO 的核心创新在于, 其并非简单组合混沌映射、PSO 与 MTEA, 而是构建了一种基于动态技能因子的解空间自组织分区与定向知识迁移机制. 相较于传统 MTEA 中可能产生负迁移的随机交配, MTECPSO 通过粒子技能因子的实时评估与分配, 在解空间内形成多个动态演化的任务导向子群, 实现了知识在相关任务区域间的定向、自适应迁移, 有效提升了“配置-调度”这类耦合异构任务的协同优化效率.

3 算例分析

为了验证本文提出的光储直柔微电网参数配置和运行调度协同优化方法的有效性, 利用 MATLAB 平台建立系统的优化调度模型进行仿真验证. 仿真中, 光储直柔微电网系统参数如表 2 所示, 系统与电网交互电价信息如表 3 所示, 系统运行实时电价变化如图 4 所示.

3.1 基于混沌映射的粒子初始化效果

采用式 (24) 多维混沌映射的本文 MTECPSO 方

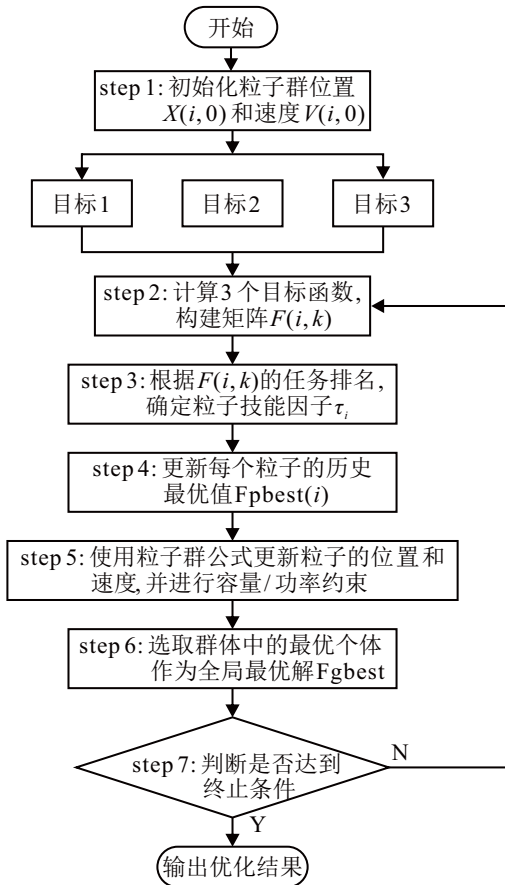


图3 本文 MTECPSO 算法流程图

表2 微电网设备参数

设备	指标	数值
光伏	容量/Kwh	/
	功率/KW	[0, 300]
储能公共参数	充放电效率/%	95
	荷电状态/%	[5, 95]
	固定投资成本/元	800
	单位容量成本/元	500
储能1	功率/KW	[-60, 60]
	容量/Kwh	900
储能2	功率/KW	[-80, 80]
	容量/Kwh	1200
电动汽车公共参数	充放电效率/%	97
	固定投资成本/元	1200
	单位容量成本/元	400
电动汽车1	功率/KW	[-30, 30]
	容量/Kwh	500
电动汽车2	功率/KW	[-40, 40]
	容量/Kwh	600
电动汽车3	功率/KW	[-60, 60]
	容量/Kwh	700
空调	功率/KW	[80, 140]
其他负荷	功率/KW	[140, 260]

注:表中“容量”与“功率”均为集群参数

法初始粒子种群分布如图5所示。由图5可见,对于

表3 电网峰谷时段及对应电价

	计价时段	电价/元
尖峰	7:00-9:00, 18:00-21:00	0.89
高峰	9:00-12:00, 21-23:00	0.7
平段	6:00-7:00	0.55
	12:00-18:00	
低谷	23:00-6:00	0.3

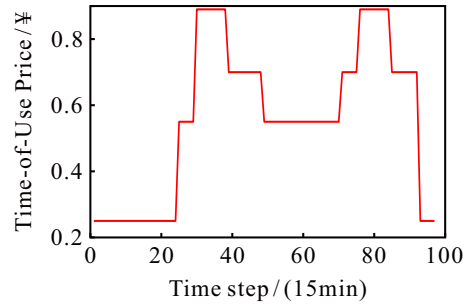


图4 某地区用电峰谷电价规则曲线

采用多维混沌映射函数所产生的多维初始粒子位置,在时间和空间都体现出了均匀分布特性.由图6传统随机粒子初始化方法和本文多维混沌映射函数粒子初始化的一万个数值的频数分布直方图比较结果可见,本文基于多维混沌映射函数的粒子初始化方法,所生成初始粒子在 [0, 1] 数值区间的分布更为均匀,体现在图6(b)中各数字区间的分布频数相较于图6(a)中传统随机粒子初始化方法的各数字区间的分布频数更为接近,即更均匀的分布特性.

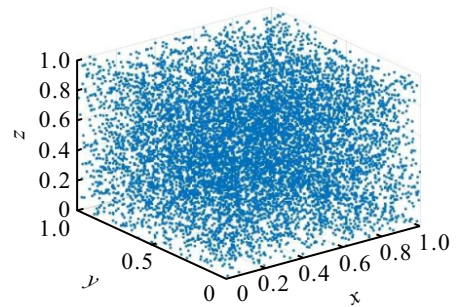
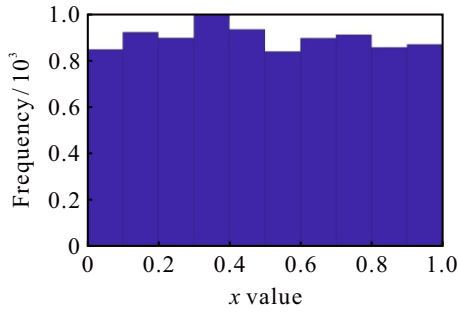


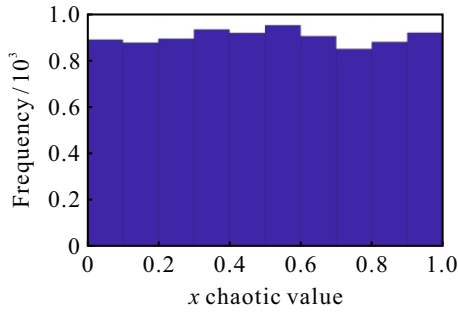
图5 n 维混沌映射模型得到的初始粒子分布图

3.2 采用本文方法的光储直柔微电网仿真结果

采用本文 MTECPSO 方法的图1光储直柔微电网容量配置和功率调度协同优化结果如图7至图10所示.其中,图7为光储直柔微电网优化周期内光伏发电系统、柔性负荷和其他电负荷运行功率曲线图,其电动汽车初始荷电状态 (SOC)、接入/离网时间及基础充电需求曲线,基于典型用户出行统计规律随机生成,以模拟其群体行为的随机性.图8为在图7所设定运行条件下,采用本文方法的各电能设备功率调度优化结果,对应设备容量配置结果如表4所示.图9为对应采用本文方法优化前、后的光储直柔



(a) 随机映射



(b) 多维映射

图6 不同种群初始化方法的频数分布直方图

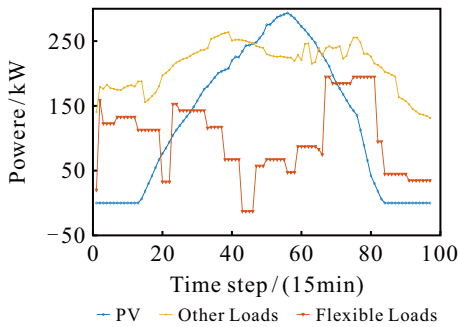


图7 可再生能源与负荷功率曲线

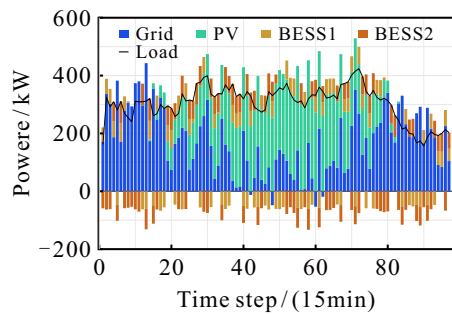


图8 多任务进化混沌粒子群算法优化调度结果

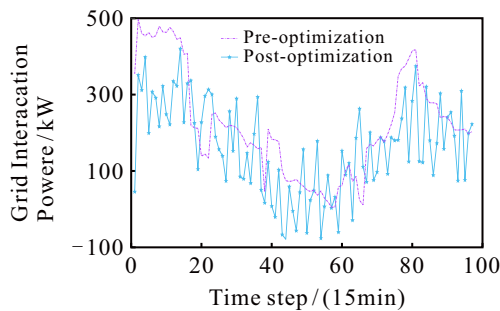
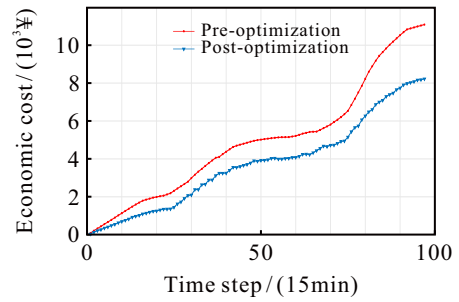
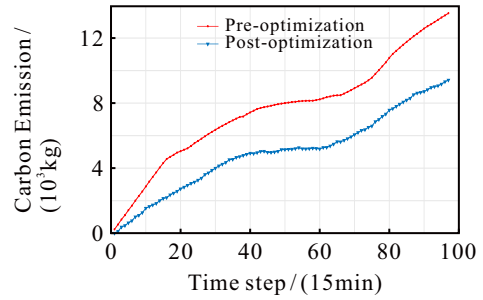


图9 系统与电网交互功率



(a) 运行成本对比



(b) 碳排放对比

图10 两种场景下的性能指标对比

表4 设备容量配置结果表(单位: KWh)

算法	储能 电池1	储能 电池2	电动 汽车1	电动 汽车2	电动 汽车3
MTEPCSO	837.9	1184.8	489	582.6	613.2

注:表中优化结果为各接入节点电动汽车集群的总可调度容量,以及储能电站的总配置容量

表5 优化前后结果对比

	经济成本/元	碳排放/KG
优化前	14859.026	13525.1578
优化后	10630.5546	9415.977

微电网与电网交互功率曲线. 图 10 为采用本文方法优化前、后的光储直柔微电网运行经济性及碳排放曲线, 对应结果如表 5 所示.

综合图 8, 9, 10 结果及表 4, 5 可见, 采用本文 MTEPCSO 算法的光储直柔微电网, 在随机负荷变化和额定光伏发电功率条件下, 实现了对于微电网中各型储能及电动汽车设备的容量参数和功率运行状态的协同优化. 特别是, 如图 9 所示, 经过优化后光储直柔微电网与主电网之间的功率交互发生有效变化. 优化前由于可再生能源发电功率不足, 系统无法满足负荷需求且依赖于外部电网供电, 而优化后光储直柔微电网减少了对电网的依赖, 降低了购电成本, 而且当可再生能源发电功率与其他设备的功率之和超过负荷需求时, 系统产生多余功率, 并被用于储能设备充电或向电网售电, 从而提升了经济收益. 对应图 10 碳排放和经济性指标, 本文协同优化方法不仅显著提升了系统的供电可靠性, 还有效实现了成本控制与碳减排目标, 对应表 5 结果, 在使用

本文协同优化方法后光储直柔微电网系统的经济成本下降了 28.44%, 碳排放减少了 30.38%, 充分验证了本文所提协同优化方法的有效性。

此外, 针对图 1 光储直柔微电网中以电动汽车和中央空调为代表的柔性负荷, 本文协同优化方法在考虑了其自身运行目标条件下也实现了其一定程度参与电网条件的功能, 见图 11 优化前后中央空调功率与室内温度的动态变化曲线图及图 12 优化前后电动汽车运行功率曲线图。由图 11 可见, 基于本文方法优化后的空调运行功率与优化前的整体功率水平保持相近, 但室内温度能够稳定维持在设定的范围内变化, 实现了在维持相同能耗水平的前提下, 即满足用户的室内舒适度需求条件下又保障了整体微电网系统经济运行和低碳排放目标的实现。同时, 由图 12 可见, 优化前的电动汽车采用固定功率充放电模式, 缺乏自主调节能力。尽管各电动汽车的初始状态与可用时段具有随机性, 本文优化方法仍能有效协调多辆电动汽车在满足各自约束的前提下, 实现集群功率的平滑调控与需求响应, 验证了方法对用户行为随机波动具有一定的适应能力。

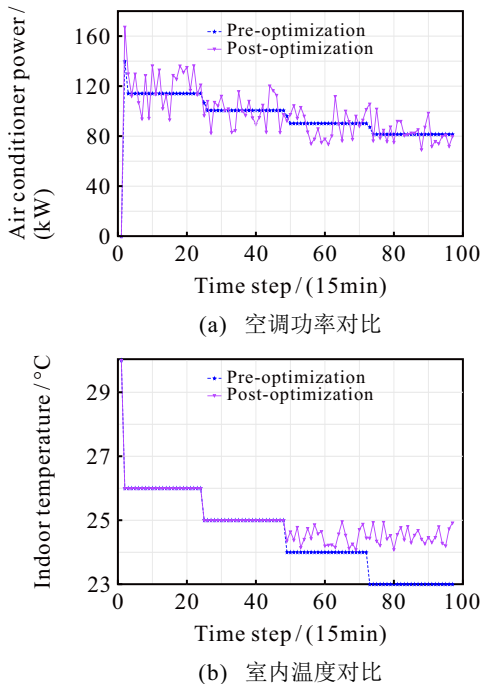


图11 两种场景下空调功率和室内温度对比

3.3 不同优化方法性能比较

为确保所有对比算法在绝对公平的条件下进行性能比较, 本次实验遵循以下统一原则: 对比算法的所有核心参数均严格采用其原始参考文献中的推荐值或标准设置; 所有算法均从完全相同的初始种群开始迭代; 统一采用相同的罚函数法处理所有复杂约束; 所有算法采用相同的最大函数评估次数作为

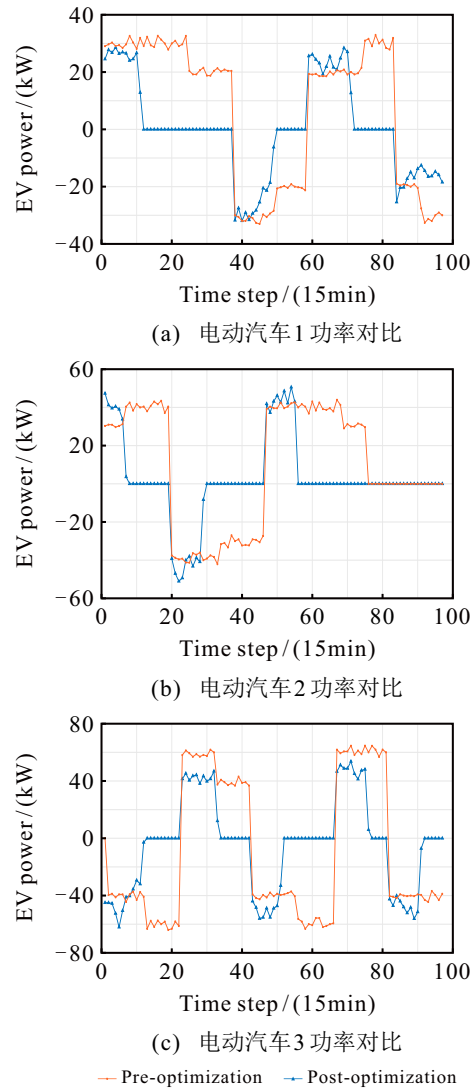


图12 优化前后电动汽车运行状态对比

停止准则, 并在同一软硬件环境下运行, 记录真实 CPU 时间。

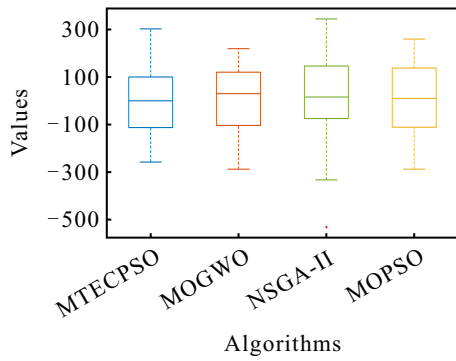
本文所提 MTECPSO 算法, 因其融合混沌映射机制、多任务进化算法和粒子群优化算法的特点, 在提升微电网优化性能和计算效率上具有显著优势。针对本文光储直柔微电网协同优化问题, 分别采用文献 [19]MOPSO 算法、文献 [20]NSGA-II 算法、文献 [21]多目标灰狼算法 (MOGWO) 以及本文 MTECPSO 算法的仿真比较结果如表 6 所示。表 6 结果中, 所有算法均运行在相同参数条件下且多次运行 (10 次) 获得其平均值。

表6 不同算法的优化性能对比

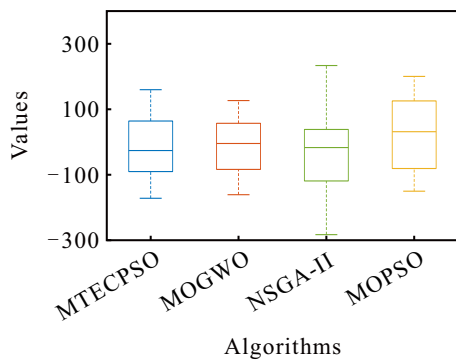
优化方法	目标		参数 运行时间
	经济成本/元	碳排放/KG	
MOPSO in [19]	11 671.71	11 950.55	124.67 秒
NSGA-II in [20]	11 410.51	10 817.36	127.69 秒
MOGWO in [21]	11 306.14	11 055.03	114.67 秒
MTECPSO	10 630.55	9 415.98	10.80 秒

如表 6 对比结果所示, 本文 MTECPSO 算法在经济性、碳排放优化目标和计算效率三方面均展现出显著优势. 在经济目标方面, 本文 MTECPSO 算法相较于 MOPSO、NSGA-II 和 MOGWO 分别降低了 8.90%、6.82% 和 5.97%; 在碳排放目标方面, 本文 MTECPSO 算法相较于 MOPSO、NSGA-II 和 MOGWO 分别降低了 21.23%、12.96% 和 14.84%. 此外, MTECPSO 的运行时间远低于其他算法, 表现出极高的计算效率. 上述结果充分体现了该算法在多目标优化问题中的综合性能优势.

进一步, 为体现本文方法的普适性, 上述不同方法, 在不同数据运行场景下多次运行性能测试如图 13 及表 7, 8 结果所示. 其中, 图 13 为采用不同方法的多次运行结果在经济成本和碳排放指标下的箱线图比较结果, 其对应数据分析如表 7 及表 8 所示.



(a) 经济成本对比



(b) 碳排放量对比

图13 不同算法下性能指标箱线图对比

表7 不同算法经济成本箱线图参数对比

算法名称	中位数	上四分位数	下四分位数	四分位间距
MOPSO in [19]	10.19	-111.08	137.78	248.85
NSGA-II in [20]	15.98	146.49	-74.42	220.92
MOGWO in [21]	30.09	120.43	-103.66	224.09
MTECPSO	0.05	100.26	-112.61	212.87

由图 13 箱线图及表 7, 8 结果可见, 对于不同优化算法在不同系统负荷、光伏发电功率、电价变化等

表8 不同算法碳排放箱线图参数对比

算法名称	中位数	上四分位数	下四分位数	四分位间距
MOPSO in [19]	32.87	125.6	-72.61	198.22
NSGA-II in [20]	-16.93	38.68	-118.95	157.63
MOGWO in [21]	-8.64	57.16	-83.68	149.84
MTECPSO	-26.05	64.14	-90.28	154.43

条件变化下的多次运行结果, 其整体性能在经济成本和碳排放的中位数上均表现出色. 从箱线图的结果来看, 本文 MTECPSO 方法在经济成本和碳排放的中位数上均表现出较小的值, 显示其在优化目标上的优越性. 尽管本文 MTECPSO 方法在碳排放方面的四分位间距略大于 MOGWO, 但总体来说, MTECPSO 的四分位间距较小, 说明其结果更加集中波动性较低. 然而, NSGA-II 算法在优化过程中产生了异常值, 这表明 NSGA-II 算法在搜索空间中容易陷入局部最优解, 从而限制了全局优化能力. 总体而言, 本文 MTECPSO 方法展示了更强的寻优能力, 并有效降低了“早熟收敛”现象的发生概率.

为了更好地显示各算法的优化效果, 上述文献 [19] MOPSO 算法、文献 [20]NSGA-II 算法、文献 [21] 多目标灰狼算法 (MOGWO) 以及本文 MTECPSO 算法每 15min 的调度结果如图 14 和图 15 所示. 图 14 和图 15 分别展示了不同算法在 24 小时内每 15 分钟的微电网经济成本和碳排放对比结果.

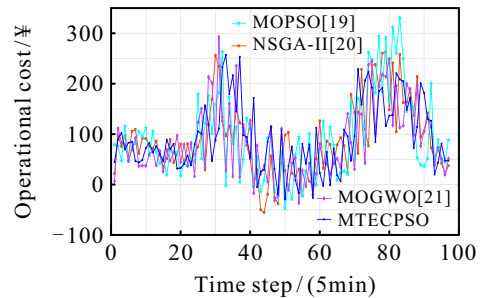


图14 不同算法每时刻点的运行成本比较

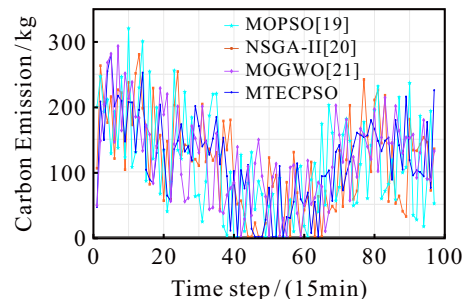


图15 不同算法每时刻点的碳排放比较

从图 14 及图 15 曲线上可以看出, 不同算法的运行成本和碳排放曲线相对接近, 而本文 MTECPSO 算法得到最低的经济成本和碳排放, 既实现了基于

容量配置而减少整体微电网投资和运行成本的目的,还同时实现了系统功率运行状态的优化调度配置,满足了图1光储直柔微电网的协同优化目标。

3.4 关键参数灵敏度分析

为探究系统性能对不同条件的响应,本节对关键参数进行灵敏度分析。基于基准场景,单独变动某一参数,采用MTECPSO求解,主要结果见表9。

表9 关键参数灵敏度分析表

变动参数	变化水平	总运行成本(元)	总碳排放(kg)	收敛迭代次数
基准场景	论文设定值(见表2)	10630.55	9415.98	180
光伏最大功率	210 kW	12245.18 (+15.2%)	11280.34 (+19.8%)	175
	255 kW	11387.91 (+7.1%)	10321.77 (+9.6%)	185
	345 kW	9885.42 (-7.0%)	8610.25 (-8.6%)	190
	390 kW	9350.60 (-12.0%)	8025.11 (-14.8%)	165
	630 kWh	11520.33 (+8.4%)	10305.22 (+9.4%)	165
储能容量	765 kWh	11025.44 (+3.7%)	9850.10 (+4.6%)	172
	1035 kWh	10295.66 (-3.2%)	9055.84 (-3.8%)	195
	1170 kWh	10010.77 (-5.8%)	8765.90 (-6.9%)	210
峰谷电价差 (0.59元)	0.354元	9745.50 (-8.3%)	11025.33 (+17.1%)	170
	0.472元	10180.22 (-4.2%)	10215.45 (+8.5%)	175
	0.708元	11085.80 (+4.3%)	8655.20 (-8.1%)	200
碳排因子 (0.5 kg/kWh)	0.826元	11560.15 (+8.7%)	8210.05 (-12.8%)	220
	0.75 kg/kWh	10885.40 (+2.4%)	8610.80 (-8.6%)	182
负荷波动	1.0 kg/kWh	11120.65 (+4.6%)	7905.25 (-16.0%)	185
	[129,286]	11305.28 (+6.3%)	9995.28 (+6.2%)	188
	[112,312]	12010.75 (+13.0%)	10800.15 (+14.7%)	205

分析表明:(1) 光伏扩容降本减碳效益显著,但边际递减;(2) 储能扩容收益相对较低且增加求解复杂度,需精细权衡;(3) 峰谷电价差增大在经济与环保目标间产生明显权衡,验证了算法在多目标冲突下的调节能力;(4) 负荷正向波动导致性能显著下降,提示了配置缓冲能力的必要性;(5) MTECPSO 在各场景下均能稳定收敛,展现了良好的适应性。

4 MTECPSO 局限性及未来展望

本文所提MTECPSO算法,通过结合多维混沌映射初始化、PSO迭代更新机制、动态技能因子和

跨任务排名定向知识迁移机制,对传统多任务进化算法的缺陷进行了一定程度的改进和算法性能的提升,在通过本文光储直柔微电网参数配置和运行调度双重不确定及多任务优化场景中进行了验证,体现出相较于传统智能优化及多任务进化算法的优越性能。但是需要说明的是,所提方法其性能仍受限于所处理优化问题的复杂度与模型假设条件。具体而言,当问题维度极高或目标函数呈现极端非平滑、多峰特性时,算法后期的搜索效率可能下降,存在陷入局部最优的风险;此外,多任务间的知识负迁移风险仍需关注。未来研究可针对上述受制因素,通过设计自适应知识迁移机制或结合随机优化与多任务进化框架等方式,进一步提升算法在复杂不确定性场景下的鲁棒性与寻优精度。

5 结论

本文围绕多层母线结构的光储直柔微电网,构建了包含光伏、储能、电动汽车和柔性负荷等多元能源设备的系统模型,并提出了一种MTECPSO方法实现了微电网容量配置与功率调度的协同优化。所提方法能够在统一架构下兼顾运行成本、碳排放和柔性负荷响应等多重优化目标,并有效提升了系统优化的效率与精度。仿真结果验证了所提方法的有效性和优越性。

参考文献 (References)

- [1] 袁慧宏,翁时乐,陈梁金,等. 基于安全稳定运行驱动的“光储直柔”系统容量配置[J]. 中国电力, 2024, 57(11): 102-107.
(Yuan H H, Weng S L, Chen L J, et al. Capacity Configuration for “PEDF system driven by safe and stable operation”[J]. *Electric Power*, 2024, 57(11): 102-107.)
- [2] Zhu X, Ruan G C, Geng H, et al. Multi-objective sizing optimization method of microgrid considering cost and carbon emissions[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024, 60(4): 5565-5576.
- [3] 朱光宇,张德颂. 基于强化学习的遗传算法求解一种新的钻削路径优化问题[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 697-704.
(Zhu G Y, Zhang D S. Genetic algorithm based on reinforcement learning for a novel drilling path optimization problem[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(2): 697-704.)
- [4] 韩红桂,徐子昂,王晶晶. 基于Q学习的多任务多目标粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(11): 3039-3047.
(Han H G, Xu Z A, Wang J J. A Q-learning-based multi-task multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(11): 3039-3047.)

- [5] 肖鹏, 田润澜, 李赫, 等. 基于改进蚁群算法的无人机通信侦察航迹规划[J]. *控制与决策*, 2025, 40(11): 3239-3252.
(Xiao P, Tian R L, Li H, et al. UAV communication reconnaissance path planning based on improved ant colony algorithm[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(11): 3239-3252.)
- [6] Li S H, Peng J Q, Wang M, et al. Approaching nearly zero energy of PV direct air conditioners by integrating building design, load flexibility and PCM[J]. *Renewable Energy*, 2024, 221: 119637.
- [7] Liu Z G, Tan Q Y, Zhou Y B, et al. Syncretic application of IBAS-BP algorithm for monitoring equipment online in power system[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 21769-21776.
- [8] 贺玮杰, 冯忠楠, 林湘宁, 等. 考虑源网储协同配合下的移动式波浪能发电平台并网优化调度[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(20): 6502-6516.
(He W J, Feng Z N, Lin X N, et al. Grid-connected optimization dispatch of mobile wave energy power generation platform considering the coordination of source, network and storage[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(20): 6502-6516.)
- [9] Fan Z T, Wan Z R, Gao L S, et al. A multi-objective optimal configuration method for microgrids considering zero-carbon operation[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 87366-87379.
- [10] Huang W, Luo K Y, Li Y K, et al. Multi-objective planning of community microgrid based on electric vehicles' orderly charging/discharging strategy[J]. *Journal of Energy Storage*, 2025, 114: 115623.
- [11] Fan G Y, Liu Z J, Liu X, et al. Two-layer collaborative optimization for a renewable energy system combining electricity storage, hydrogen storage, and heat storage[J]. *Energy*, 2022, 259: 125047.
- [12] Tan Z Y, Luo L B, Zhong J H. Knowledge transfer in evolutionary multi-task optimization: A survey[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 138: 110182.
- [13] He C L, Zhang Y, Gong D W, et al. A review of surrogate-assisted evolutionary algorithms for expensive optimization problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 217: 119495.
- [14] Wang H D, Feng L, Jin Y C, et al. Surrogate-assisted evolutionary multitasking for expensive minimax optimization in multiple scenarios[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2021, 16(1): 34-48.
- [15] Rauniyar A, Nath R, Muhuri P K. Multi-factorial evolutionary algorithm based novel solution approach for multi-objective pollution-routing problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2019, 130: 757-771.
- [16] Wu Y, Ding H Q, Gong M G, et al. Evolutionary multifactor optimization with two-stage bidirectional knowledge transfer strategy for point cloud registration[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, 28(1): 62-76.
- [17] Li J, Lu J Q, Liu Y, et al. Optimal energy management for networked microgrids via distributed neurodynamic[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2024, 71(5): 2182-2192.
- [18] Liu C L, Tseng C J, Huang T H, et al. A multi-task learning model for building electrical load prediction[J]. *Energy and Buildings*, 2023, 278: 112601.
- [19] Zhang X B, Huang C X, Shen J. Energy optimal management of microgrid with high photovoltaic penetration[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2023, 59(1): 128-137.
- [20] Tao A Q, Zhou N C, Chi Y, et al. Multi-stage coordinated robust optimization for soft open point allocation in active distribution networks with PV[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2023, 11(5): 1553-1563.
- [21] Abdunasser G, Ali A, Shaaban M F, et al. Optimizing the operation and coordination of multi-carrier energy systems in smart microgrids using a stochastic approach[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 58470-58490.

作者简介

郭鑫 (1986-), 男, 副教授, 博士生, 主要研究方向为电力电子变换器建模与控制, E-mail: guoxin@xaut.edu.cn;

张俊拓 (2002-), 男, 硕士生, 主要研究方向为微电网优化调度, E-mail: zhangjuntuo@stu.xaut.edu.cn;

崇玉婷 (2000-), 女, 硕士生, 主要研究方向为微电网优化调度, E-mail: chongyuting@stu.xaut.edu.cn;

Celso Grebogi (1947-), 男, 教授, 博士生, 主要研究方向为非线性系统动力学、混沌系统控制, E-mail: grebogi@xaut.edu.cn;

焦尚彬 (1974-), 男, 教授, 博士生, 主要研究方向为新型传感器与智能检测、微电网故障诊断, E-mail: jiaoshangbin@xaut.edu.cn.