

考虑馈线负荷与多类型资源协同的配电网 多目标调峰优化

张恒荣¹, 郑友卓¹, 段力伟², 龙志¹, 翁迪¹

(1. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院, 贵州 贵阳 550002;

2. 武汉大学 电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072)

摘要:针对高比例光伏配电网下网点功率在多时间断面上大范围波动导致系统运行峰谷差增大与电压越限问题,提出一种基于馈线负荷功率控制协同多类型资源的调峰优化策略。首先,利用K-means聚类算法结合KL散度生成光伏出力场景及概率分布不确定性集。在此基础上,考虑馈线负荷与多类型资源对功率和电压的主动响应及柔性负荷的需求侧管理,以配电网整体运行成本、电压偏差率、下网点功率峰谷差最小为指标,构建配电网调峰多目标优化模型。最后,利用改进的粒子群优化算法结合逼近理想解排序法进行模型求解,仿真结果验证了所提策略能够有效实现削峰填谷和改善系统电压分布,并显著提升配电网经济性。

关键词:馈线负荷;调峰优化;不确定性;多目标优化;逼近理想解排序法

中图分类号:TM73 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed26566

Multi-objective Peak Load Regulation Optimization of Distribution Network Considering Coordinated Control of Feeder Load and Multi-type Resources

ZHANG Hengrong¹, ZHENG Youzhuo¹, DUAN Liwei², LONG Zhi¹, WENG Di¹

(1. Guizhou Power Grid Co., Ltd. Electric Power Research Institute, Guiyang 550002, Guizhou, China;

2. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, Hubei, China)

Abstract: Aiming at the problem of peak-valley difference increase and voltage violation caused by large-scale fluctuation of network power in multi-time sections under high-proportion photovoltaic distribution network, a peak-shaving optimization strategy based on feeder load power control and multi-type resources was proposed. Firstly, the K-means clustering algorithm combined with KL (Kullback-Leibler) divergence was used to generate photovoltaic output scenarios and probability distribution uncertainty sets. On this basis, considering the active response of feeder load and multi-type resources to power and voltage and the demand side management of flexible load, the multi-objective optimization model of peak regulation of distribution network was constructed with the overall operation cost of distribution network, voltage deviation rate and the minimum peak-valley difference of lower network power as indexes. Finally, the improved particle swarm optimization algorithm combined with the technique for order preference by similarity to an ideal solution method (TOPSIS) was used to solve the model. The simulation results verify that the proposed strategy can effectively achieve peak load shifting and improve the system voltage distribution, and significantly improve the economy of the distribution network.

Key words: feeder load; peak shaving optimization; uncertainty; multi-objective optimization; technique for order preference by similarity to ideal solution method (TOPSIS)

在“双碳”目标与新型电力系统转型的背景下,光伏在电网中渗透率不断增加,对电网调峰调压需求也逐渐增加,提高系统的调峰调压能力

也是提高光伏高效消纳的必然要求^[1]。传统发电侧可调能力下降,众多分布式灵活可调资源容量小,个体形式参与调控的可操作性低^[2],亟须挖掘

基金项目:贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2023]一般292)

作者简介:张恒荣(1996—),男,硕士,工程师,主要研究方向为新型电力系统及智能配电网,Email:18886801212@163.com

通讯作者:段力伟(2000—),男,硕士,助理研究员,主要研究方向为新型电力系统优化与控制,Email:1551538609@qq.com

新型调控手段,将主网调峰压力分解到配网。如何充分挖掘配网可调资源是当前研究热点^[3]。

分布式资源包括分布式电源、多类型储能^[4]、可调柔性负荷^[5]等。其中以配置各类储能来实现能量管理较多,如文献[6-7]考虑了多类型储能参与功率波动平抑及辅助服务,高效完成削峰填谷任务。但是在经济、政策与技术层面,仍需考虑其成本、价格机制^[8]、安全隐患^[9]等。位于需求侧的广义储能如空调负荷^[10]、电动汽车负荷^[11]等,通过分析其调控特性,能有效应用到调峰调度场景中。同样,大工业负荷因其耗量大、易集中调控特点,具备可观调节能力。文献[12]在需求响应机制下,构建水泥厂生产调度模型,挖掘了长期削峰填谷的潜力。文献[13]基于等效负荷分解,提出多时间尺度的调峰方案,显著增强了电解类负荷参与网荷互动的适应性。然而,用户负荷如工业负荷、商业负荷、居民负荷,分散广,不易高效参与电网实时调控,因此仅考虑上述的分布式资源,难以应对越来越多的新能源并网对更高调峰能力的需求和频率、电压偏移等问题。

馈线负荷功率控制技术(conservation voltage reduction, CVR)是一种基于负荷电压-功率耦合特性的直接负荷控制技术,能在各时间尺度上灵活控制。文献[14-15]通过电容器与有载调压器进行调峰优化,采用粒子群算法求解。文献[16]进一步考虑光伏不确定性,提出基于滚动优化的调峰模型,设计基于遗传算法求解策略。文献[17]对馈线、分布式电源等可靠性建模,通过多级联合对分布式电源扩容规划。文献[18]综述了基于馈线负荷功率控制的多类型直控负荷的协同控制技术,说明了这一技术有良好的发展潜力。

虽然现有馈线负荷功率控制技术较为成熟,但在其调峰过程中往往将电压优化到约束边界来增加调节效果,此时新能源不确定因素影响下极易引发电压越限。虽然该技术有较好节能效果,但较少有研究将经济成本代入,以及不能充分考虑不确定性和负荷需求侧管理的影响。基于此,本文首先从光伏不确定性角度出发,利用K-means聚类算法结合KL散度生成概率场景不确定集。构建多类型资源配网模型,考虑需求侧管理措施,以配电网整体运行成本、电压偏差率、配网下网点功率峰谷差值为指标,建立配电网多目标调峰优化模型。最后,在IEEE-22节点测试系统上,利用改进的多目标粒子群优化算法结合

逼近理想解排序法(TOPSIS)对模型求解,以降低电网运营成本的同时,增强电压稳定性与削峰填谷能力。

1 光伏出力不确定模型

1.1 光伏发电模型

光伏出力受到天气、温度、云遮系数等影响,可利用随机模糊理论进行处理,根据其日前预测的光照强度 S 和温度 H 来对光伏出力进行简化计算^[19]如下式:

$$P_{pv} = P_m \cdot (S/S_{ref}) \cdot (1 + a\Delta H) \cdot \ln(e + b\Delta S) \cdot (1 - c\Delta H) \quad (1)$$

其中

$$\begin{aligned} \Delta H &= H - H_{ref} \\ \Delta S &= S - S_{ref} \end{aligned}$$

式中: H_{ref} 、 S_{ref} 分别为电池温度和光照强度参考值,取值分别为25℃,1kW/m²; P_m 为标准条件下光伏阵列最大输出功率; P_{pv} 为光伏预测功率; a, b, c 为补偿系数,取值分别为0.0025℃, -0.3m²/kW, 0.00288℃。

1.2 基于KL散度的场景概率密度不确定集

通过收集的历史光照强度与温度数据,可根据式(1)光伏预测公式得到多场景出力结果。然后根据K-means聚类算法进行聚类,得到典型特征场景与初始场景概率。由于聚类后场景概率分布与真实的概率分布间存在一定的误差,采用KL散度作为实际与经验概率密度函数距离,来约束两者间误差,构建特征场景概率不确定性集 Ω :

$$\Omega = \begin{cases} \sum_{k=1}^K p_k \ln \frac{p_k}{p_k^0} \leq \zeta \\ \sum_{k=1}^K p_k = 1 \quad p_k \in [0, 1] \end{cases} \quad (2)$$

式中: K 为聚类后的特征场景数; p_k 为场景 k 下的真实概率值; p_k^0 为通过聚类后场景 k 下的初始概率; ζ 为初始概率分布和真实场景概率分布间的KL散度值,可采用文献[20]中的方法计算。

2 基于馈线负荷功率控制的配电网多目标调峰优化模型

本文构建的调峰策略是将馈线负荷及多类型资源作为调控对象,前者基于有载调压器(on-load tap changer, OLTC)进行电压调控,本文所考虑的多类型资源主要包括分布式光伏、柔性负荷、储能、无功补偿装置等。在这个过程中,需要

对各类可调资源建模分析。

2.1 基于ZIP负荷模型的馈线负荷调节特性

馈线负荷功率控制表现为负荷响应电压变化(load-to-voltage process, LTV),通过建立馈线级静态负荷模型从理论角度分析了馈线负荷功率与电压之间的耦合关系,可利用恒阻抗(Z)-恒电流(I)-恒功率(P)负荷模型表示其稳态特性,如下式所示:

$$P_i = P_{i,0} [a_z (\frac{U_i}{U_{i,0}})^2 + a_I (\frac{U_i}{U_{i,0}}) + a_p] \quad (3)$$

$$Q_i = Q_{i,0} [b_z (\frac{U_i}{U_{i,0}})^2 + b_I (\frac{U_i}{U_{i,0}}) + b_p] \quad (4)$$

$$\begin{cases} a_z + a_I + a_p = 1 \\ b_z + b_I + b_p = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $P_{i,0}, Q_{i,0}, U_{i,0}$ 分别为节点*i*的初始有功、无功功率和电压; a_z, a_I, a_p 为三种静态负荷的有功分量比例系数; b_z, b_I, b_p 为三种静态负荷的无功分量比例系数。

定义馈线负荷功率响应电压变化的灵敏度为电压-有功耦合系数,即CVR系数:

$$f_i^{CVR} = \frac{\Delta P_i^{feeder}}{\Delta U_i^{feeder}} \quad (6)$$

式中: $\Delta P_i^{feeder}, \Delta U_i^{feeder}$ 分别为节点*i*馈线负荷功率变化量和电压的变化量。

式(6)将馈线节点处的电压和功率进行了约束。

2.2 目标函数

以配网整体运行成本最小、电压偏差率最小、配网峰谷功率差值最小为指标建立配电网多目标调峰优化模型。

1)以配网经济运行成本最优建立目标函数1:

$$\begin{aligned} \min F_1 = & C_{sup,t} \sum_{t=1}^T P_t^{grid} + C_{ess} \sum_{t=1}^T \sum_{i \in \Omega_{ess}} (P_{i,t}^{ch} + P_{i,t}^{dis}) + \\ & C_{pva} \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T \sum_{i \in \Omega_p} P_k (P_{i,t,0}^{pv} - P_{i,t}^{pv}) + C_{loss} \sum_{t=1}^T \sum_{ij \in \Omega_L} I_{ij} r_{ij} \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $C_{sup,t}, P_t^{grid}$ 分别为分时电价下主动配电网向上级电网的购电成本系数及购电功率; C_{ess} 为储能运行成本系数; $P_{i,t}^{ch}, P_{i,t}^{dis}$ 分别为储能*i*在*t*时刻下的充、放电功率; Ω_{ess} 为储能节点集合; C_{pva} 为弃光成本系数; $P_{i,t,0}^{pv}$ 为*t*时刻下节点*i*上光伏产生的有功功率; $P_{i,t}^{pv}$ 为消纳的光伏功率; Ω_p 为光伏节点的集合; C_{loss} 为网损成本系数; I_{ij} 为*t*时刻下线路*ij*的电流值平方; r_{ij} 为线路*ij*上的电阻; Ω_L 为系统线路

集合。

2)以各节点电压偏差率最小建立目标函数2:

$$\min F_2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\frac{1}{N_{bus}} \sum_{i=1}^{N_{bus}} |\frac{U_0 - U_{i,t}}{U_0}|) \times 100\% \quad (8)$$

式中: N_{bus} 为系统总节点数; U_0 为额定电压; $U_{i,t}$ 为节点*i*在时刻*t*的实际电压。

3)以配电网下网点峰谷功率差值最小建立目标函数3:

$$\min F_3 = P_{max}^{grid} - P_{min}^{grid} \quad (9)$$

式中: P_{max}^{grid} 为一天内下网点峰值功率; P_{min}^{grid} 为一天内下网点谷值功率。

下网点功率 P_t^{grid} 的表达式如下:

$$P_t^{grid} = \sum_{i=1}^{N_{bus}} P_{i,t}^{load} - \sum_{k=1}^K \sum_{i \in \Omega_p} P_k P_{i,t}^{pv} - \sum_{i \in \Omega_{ess}} (P_{i,t}^{dis} - P_{i,t}^{ch}) + P_t^{loss} \quad (10)$$

式中: $P_{i,t}^{load}$ 为节点*i*处*t*时刻负荷功率; P_t^{loss} 为系统在*t*时刻下的总网损。

2.3 约束条件

考虑馈线负荷控制与多类型资源可调设备协同的主动管理措施及柔性负荷削减的需求侧管理措施对配电网调峰优化的影响。

1)OLTC模型约束。含有载调压器OLTC的线路拓扑图如图1所示,OLTC以辅助节点*o*的形式并入到线路*ij*上,由此建立含OLTC的潮流模型如下式:

$$U_{o,t} = U_{i,t} - 2(r_{ij} P_{ij,t} + x_{ij} Q_{ij,t}) + [(r_{ij})^2 + (x_{ij})^2] I_{ij,t} \quad (11)$$

$$\sum_{n=0}^{N_{ij,t}} 2^n \lambda_{ij,n,t} \leq K_{ij} \quad (12)$$

$$\begin{cases} m_{ij,t} = k_{ij}^{\min} U_{j,t} + \Delta k_{ij,t} \sum_{n=0}^{K_{ij}} 2^n x_{ij,n,t} \\ 0 \leq U_{j,t} - x_{ij,n,t} \leq (1 - \lambda_{ij,n,t}) M \\ 0 \leq x_{ij,n,t} \leq \lambda_{ij,n,t} M \\ U_{o,t} = k_{ij}^{\min} m_{ij,t} + \Delta k_{ij,t} \sum_{n=0}^{K_{ij}} 2^n y_{ij,n,t} \\ 0 \leq m_{ij,t} - y_{ij,n,t} \leq (1 - \lambda_{ij,n,t}) M \\ 0 \leq y_{ij,n,t} \leq \lambda_{ij,n,t} M \\ x_{ij,n,t} = \lambda_{ij,n,t} U_{j,t} \\ y_{ij,n,t} = \lambda_{ij,n,t} m_{ij,t} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $U_{o,t}$ 为*t*时刻节点*o*的电压平方值; $P_{ij,t}, Q_{ij,t}$ 分别为时刻*t*线路*ij*上的有功、无功功率; x_{ij} 为线路*ij*上的电抗; $N_{ij,t}$ 为线路*ij*上OLTC的档位; $\lambda_{ij,n,t}$ 为二进制变量; K_{ij} 为线路*ij*上的OLTC最大档位; k_{ij}^{\min} 为

线路 ij 上的OLTC最小变比; $\Delta k_{ij,t}$ 为 t 时刻下线路 ij 的OLTC单位增量; $m_{ij,t}, x_{ij,n,t}, y_{ij,n,t}$ 为中间变量; M 为Big-M法常数。

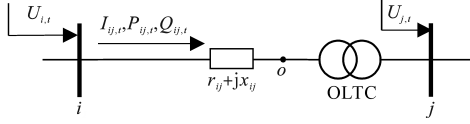


图1 OLTC支路拓扑图

Fig.1 OLTC branch topology diagram

2) 分布式光伏运行约束:

$$0 \leq P_{i,t}^{pv} \leq P_{i,t}^{pv,max} \quad (14)$$

$$(P_{i,t}^{pv})^2 + (Q_{i,t}^{pv})^2 \leq (S_i^{pv})^2 \quad (15)$$

式中: $P_{i,t}^{pv,max}$ 为 t 时刻节点 i 处光伏最大发电量; S_i^{pv} 为节点 i 上光伏装机容量。

式(15)即为光伏的热启动约束。

3) 馈线传输容量约束:

$$|S_{ij}^{feeder}| \leq S_{ij,max}^{feeder} \quad (16)$$

式中: S_{ij}^{feeder} 为线路 ij 上的传输容量; $S_{ij,max}^{feeder}$ 为线路 ij 上最大传输容量限制。

4) 配电网下网点功率约束。为了减少配电网功率波动对上级电网影响,不考虑潮流的反向送电,对其关口功率进行约束:

$$\begin{cases} 0 \leq P_t^{grid} \leq P_{grid,max} \\ 0 \leq Q_t^{grid} \leq Q_{grid,max} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $P_{grid,max}, Q_{grid,max}$ 分别为上级电网所提供的最大有功功率和最大无功功率。

5) 无功补偿装置模型约束。无功补偿装置通过调整配电网系统的无功分布,使分布式资源能够发出更多的有功功率,提升能源利用率。本文所考虑的无功补偿为静态无功补偿器(static var compensator, SVC)和电容器组(capacitor bank, CB)。约束计算如下式:

$$Q_{i,t}^{svc,min} \leq Q_{i,t}^{svc} \leq Q_{i,t}^{svc,max} \quad (18)$$

$$Q_{i,t}^{CB} = N_{i,t}^{CB} Q_{i,t}^{CB,step} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^T (N_{i,t}^{CB,+} + N_{i,t}^{CB,-}) \leq B^{CB,max} \\ N_{i,t}^{CB} - N_{i,t-1}^{CB} = N_{i,t}^{CB,+} - N_{i,t}^{CB,-} \\ 0 \leq N_{i,t}^{CB} \leq N^{CB,max} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $Q_{i,t}^{svc}$ 为 t 时刻节点 i 上SVC的无功调节量; $Q_{i,t}^{svc,max}, Q_{i,t}^{svc,min}$ 分别为节点 i 上SVC可调无功的最大、最小值; $Q_{i,t}^{CB}$ 为 t 时刻节点 i 上投切CB的无功调节量; $N_{i,t}^{CB}$ 为 t 时刻节点 i 上CB投入运行的组数; $Q_{i,t}^{CB,step}$ 为节点 i 上CB的无功补偿功率; $N_{i,t}^{CB,+}, N_{i,t}^{CB,-}$ 分别为 t 时刻节点 i 上CB运行组数的增加量和减少量; $B^{CB,max}$ 为CB的最大组数。

6) 储能模型约束。利用储能的充放电状态可以实现对配电网台区中有功功率的控制,进而参与协调配电网进行调峰,根据其工作状态,建立如下模型:

$$u_{i,t}^{ch} + u_{i,t}^{dis} \leq 1 \quad (21)$$

$$\begin{cases} u_{i,t}^{ch} P_{i,t}^{ch,min} \leq P_{i,t}^{ch} \leq u_{i,t}^{ch} P_{i,t}^{ch,max} \\ u_{i,t}^{dis} P_{i,t}^{dis,min} \leq P_{i,t}^{dis} \leq u_{i,t}^{dis} P_{i,t}^{dis,max} \end{cases} \quad (22)$$

$$E_{i,t+1} = E_{i,t} + \eta^c P_{i,t}^{ch} - \frac{P_{i,t}^{dis}}{\eta^d} \quad (23)$$

$$E_i^{min} \leq E_{i,t} \leq E_i^{max} \quad (24)$$

式中: $u_{i,t}^{ch}, u_{i,t}^{dis}$ 分别为储能 i 在 t 时刻下的充、放电状态; η^c, η^d 分别为储能的充、放电效率; $E_{i,t}$ 为储能的荷电量,满足容量限制约束。

7) 柔性负荷需求侧管理模型。该策略是根据需求侧管理对用电负荷的功率进行调节的策略,如下式:

$$\begin{cases} P_{i,t}^{load} = P_{i,t}^{base} + (P_{i,t}^{con} - \Delta P_{i,t}^{con}) \\ Q_{i,t}^{load} = Q_{i,t}^{base} + (Q_{i,t}^{con} - \Delta Q_{i,t}^{con}) \end{cases} \quad (25)$$

$$\begin{cases} 0 \leq \Delta P_{i,t}^{con} \leq P_{i,t}^{con} \\ 0 \leq \Delta Q_{i,t}^{con} \leq Q_{i,t}^{con} \end{cases} \quad (26)$$

式中: $P_{i,t}^{base}, Q_{i,t}^{base}$ 分别为 t 时刻节点 i 上负荷的固定有功、无功功率; $P_{i,t}^{con}, Q_{i,t}^{con}$ 分别为 t 时刻节点 i 上可转移或削减的有功和无功功率; $\Delta P_{i,t}^{con}, \Delta Q_{i,t}^{con}$ 分别为 t 时刻节点 i 上负荷已经转移或削减的有功和无功功率。

8) 馈线负荷电压-功率耦合特性约束。通过2.1节中的调节特性辨识来获取电压-功率的耦合特性,采用CVR系数来描述负荷的调节特性,该约束可见式(6)。

9) 支路潮流约束。采用基于Distflow的最优潮流模型:

$$\begin{cases} P_{j,t} = \sum_{k:j \rightarrow k} P_{jk,t} - \sum_{i:i \rightarrow j} (P_{ij,t} - r_{ij} I_{ij,t}) \\ Q_{j,t} = \sum_{k:j \rightarrow k} Q_{jk,t} - \sum_{i:i \rightarrow j} (Q_{ij,t} - x_{ij} I_{ij,t}) \\ U_{j,t} = U_{i,t} - 2(r_{ij} P_{ij,t} + x_{ij} Q_{ij,t}) + [(r_{ij})^2 + (x_{ij})^2] I_{ij,t} \end{cases} \quad (27)$$

$$\begin{cases} P_{j,t} = P_{j,t}^{pv} + P_{j,t}^{grid} - P_{j,t}^{load} - P_{j,t}^{ch} + P_{j,t}^{dis} \\ Q_{j,t} = Q_{j,t}^{pv} + Q_{j,t}^{svc} + Q_{j,t}^{CB} + Q_{j,t}^{grid} - Q_{j,t}^{load} \end{cases} \quad (28)$$

$$P_{ij,t}^2 + Q_{ij,t}^2 = U_{i,t} I_{ij,t} \quad (29)$$

$$\begin{cases} U^{min} \leq U_{j,t,0} + \Delta U_{j,t}^{feeder} \leq U^{max} \\ I_{ij,t} \leq I_{ij}^{max} \end{cases} \quad (30)$$

式中: i, j, k 为相连的连续节点; $P_{j,t}, Q_{j,t}$ 分别为 t 时刻节点 j 上有功和无功的注入功率; $P_{ij,t}, Q_{ij,t}$ 分别为 t 时刻线路 ij 上有功和无功功率; I_{ij}^{max} 为线路 ij

上电流平方最大值。

3 基于改进多目标粒子群算法结合 TOPSIS 模型求解

3.1 改进多目标粒子群优化算法

由于模型约束多涉及复杂非线性问题,采用启发式智能算法是个较好的选择。本文采用的智能算法为线性惯性权重递减(linearly decreasing inertia weight, LDIW)的粒子群多目标优化算法。在利用该算法求解调峰模型时,首先对策略方案中的决策变量基于实际情况确定约束集,并随机生成满足其约束的粒子群。

粒子调整速度和位置的计算公式分别如下式所示:

$$v_{pq}(t+1) = wv_{pq}(t) + c_1r_1[y_{pq}(t) - x_{pq}(t)] + c_2r_2[p_{gq}(t) - x_{pq}(t)] \quad (31)$$

$$x_{pq}(t+1) = x_{pq}(t) + v_{pq}(t+1) \quad q = 1, \dots, d \quad (32)$$

式中: p 为粒子数量; w 为惯性权重; c_1, c_2 分别为个体学习因子和种群学习因子; r_1, r_2 为0~1的随机数; $y_{pq}(t)$ 为个体最优解; $p_{gq}(t)$ 为种群最优解; d 为问题的维数。

在LDIW中,惯性权重会随着迭代次数线性递减,这样可以更好地平衡粒子全局探索和局部开发能力。在此基础上还引入了自适应的学习因子,当寻优过程发现较好的解时,学习因子增加,促进向全局最优解学习;若寻优过程缓慢或困在局部最优解中时,学习因子减少,从而增加局部搜索能力。通过两种策略结合,能够在收敛中提高找到最优解的概率,对应公式可见4.1节参数设置。

3.2 基于信息熵确立权重的 TOPSIS 理论

利用多目标优化只能为决策者提供一个最优解集,如何从最优解集选出最优解值得讨论,多目标算法和TOPSIS结合能够得到更加理想的最优解,其具体决策过程如下:

1) 设定每个目标函数的绝对正理想解和绝对负理想解,并对目标函数进行归一化处理,计算其概率密度矩阵。

2) 计算每个目标函数的熵值,并通过信息效用值来确立权重,第 m 个属性的信息熵表示为

$$E_m = -\frac{1}{\ln n} \sum_{p=1}^n A_{pm} \ln A_{pm} \quad (33)$$

$$A_{nm} = \frac{z_{nm}}{\sum_{p=1}^n z_{pm}} \quad (34)$$

式中: n 为设定的粒子种群数; m 为目标函数数量; z 为步骤1)求得的概率密度矩阵。

3) 以信息效用值 D_m 表示每个属性的重要度:

$$D_m = 1 - E_m \quad (35)$$

进而第 m 个的属性权重为

$$w_m = \frac{D_m}{\sum_{i=1}^m D_i} \quad (36)$$

4) 计算评价目标的正、负理想解距离:

$$D_m^+ = \sqrt{\sum_{p=1}^n w_m (z_m^+ - z_{pm})^2} \quad (37)$$

$$D_m^- = \sqrt{\sum_{p=1}^n w_m (z_m^- - z_{pm})^2} \quad (38)$$

5) 根据正、负理想解距离计算相对贴合度并排序,以最大贴合度得到种群最优,即最优目标解,如下式所示:

$$C_m = \frac{D_m^-}{D_m^+ + D_m^-} \quad (39)$$

其中, C_m 为贴合度,根据其值进行排序,其值越接近1表明目标越优,当 C_m 最大时输出最优解。

本文算法详细求解流程图如图2所示。

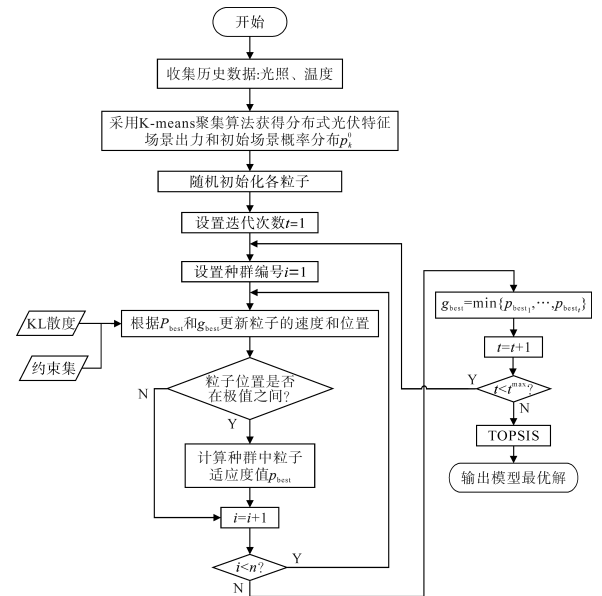


图2 算法求解流程图

Fig.2 Algorithm solving flow chart

4 算例分析

4.1 算例参数设置

本文仿真系统配置如下:硬件采用Intel酷睿

i5-8300H CPU 处理器和 16 GB RAM; 软件采用 Matlab 2018b 实现模型搭建与求解。

本文算例系统数据: 采用改进的 IEEE-22 节点系统作为算例, 其负荷数据来源于文献[21], 各成本系数可参考文献[22], 节点拓扑图如图 3 所示。图中, 分布式光伏接入节点为 7, 12, 19, 装机容量分别为 600 kW, 1 000 kW, 800 kW。表 1 给出了不同负荷类型的 CVR 系数, 表 2 为参数设置。

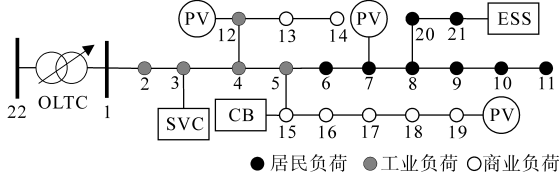


图3 改进的IEEE-22节点拓扑图

Fig.3 Improved IEEE 22-node topology graph

表1 馈线负荷电压-有功耦合系数

Tab.1 Feeder load voltage-active power coupling coefficient

主要负荷类型	CVR系数
工业负荷	0.6
居民负荷	1.6
商业负荷	1.2

表2 系统参数设置

Tab.2 System parameter setting

参数	设置值
储能容量	1 MW
储能充放电功率	0~0.6 MW
储能充放电效率	90%
储能荷电比例	20%~90%
储能荷电首末时刻状态	50%
OLTC变比	0.95~1.05
OLTC档位增量	0.01
OLTC档位数	10
CB单位补偿功率	50 kvar
CB最大投入组数	4
SVC补偿功率	-100~300 kvar
节点电压	0.95~1.05(标么值)
初始概率分布 p^0	[0.167 1, 0.293 2, 0.246 6, 0.293 2]

算法参数设置: 考虑到算法在模型求解时容易跳出最优解的局限性, 为更精确得到帕累托最优解集, 设置LDIW算法的迭代次数为100次, 种群数大小为100。算法引入自适应的学习因子与线性惯性权重递减的方式:

$$\begin{cases} c_1 = (0.5 - 2.5) \cdot t/t^{\max} + 2.5 \\ c_2 = (2.5 - 0.5) \cdot t/t^{\max} + 0.5 \\ w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \cdot t/t^{\max} \end{cases} \quad (40)$$

式中: t 为当前迭代次数; t^{\max} 为设定的最大迭代次数。

最大惯性系数 $w_{\max}=0.9$, 最小惯性系数 $w_{\min}=0.4$; 个体学习因子 c_1 会随迭代次数增加而减小, 防止过早收敛; 群体学习因子 c_2 会随迭代次数增加而增大, 以加快后期收敛速度与精度。惯性权重的变化会防止陷入局部最优解和加快算法收敛。

设定KL散度的值为0.2, 图4为K-means聚类后的光伏场景出力及原始负荷曲线。表3为上级电网购电的分时电价表。

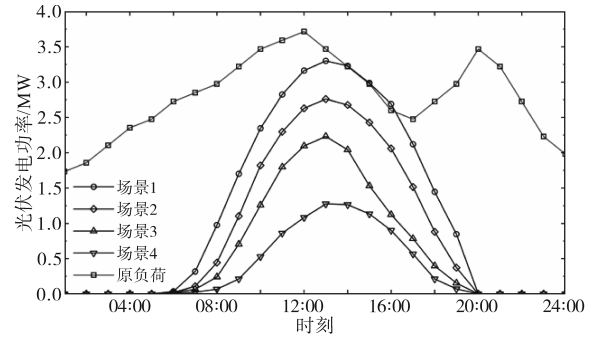


图4 光伏特征场景出力及原始负荷曲线

Fig.4 Photovoltaic characteristic scene output and original load curve

表3 分时电价表

Tab.3 Time-of-use electricity price table

时段	电价/[元·(kW·h) ⁻¹]
谷(23:00—07:00)	0.318 2
平(07:00—09:00, 15:00—17:00, 21:00—22:00)	0.610 4
峰(10:00—14:00, 18:00—20:00)	0.916 4

4.2 优化效果分析

为验证所提方法对配电网调峰调压效果及经济性提升的有效性, 在分布式光伏和储能、需求侧负荷不变的基础上提出不同的日前调控策略, 并对所提出的策略进行对比分析。

策略1: 不考虑馈线负荷功率控制和无功补偿。

策略2: 仅考虑馈线负荷功率控制。

策略3: 仅考虑无功补偿。

策略4: 同时考虑馈线负荷功率控制和无功补偿。

从表4在不同策略下多目标调峰优化结果对比可以看出, 通过对配电网加入馈线负荷功率控制或无功补偿装置的策略均能够一定程度上改善系统峰谷差、电压偏差率、经济成本等指标。加入电压偏差指标之后, 策略4通过优化节点电压偏差, 改善了节点电压分布, 降压效果明显。从调峰角度出发, 相比策略1只加入无功补偿可以降低2.3%峰谷差, 只加入馈线负荷功率控制

可以降低 5.1% 峰谷差,而策略 4 可以降低 7.3% 峰谷差,调峰效果更优。图 5 为不同策略下的调峰优化结果。

从图 5 中可以看出,下网点的功率在不同时间断面上波动较大,受到光伏出力和负荷用电周期影响存在明显的峰谷差,在策略 4 下削峰填谷的效率更好。图 6 为需求侧管理下负荷变化曲线,可以看出通过负荷需求侧管理策略,负荷根据谷峰电价机制进行了优化响应,将峰段负荷进行了转移和削减。

表 4 不同策略下多目标调峰优化结果对比

Tab.4 Comparison of multi-objective peak shaving optimization results under different strategies

	峰谷差/ kW	电压 偏差率/%	运行 成本/元	线路 损耗率/%
策略 1	2 850.9	1.181 0	$3.765 6 \times 10^4$	3.470 5
策略 2	2 706.1	1.019 5	$3.618 9 \times 10^4$	3.116 9
策略 3	2 784.3	1.023 8	$3.700 4 \times 10^4$	3.171 1
策略 4	2 642.5	0.980 5	$3.562 3 \times 10^4$	3.019 0

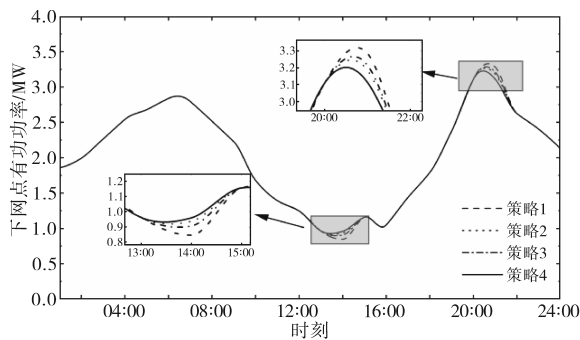


图 5 不同策略下下网有功功率
Fig.5 The active power of the lower network under different strategies

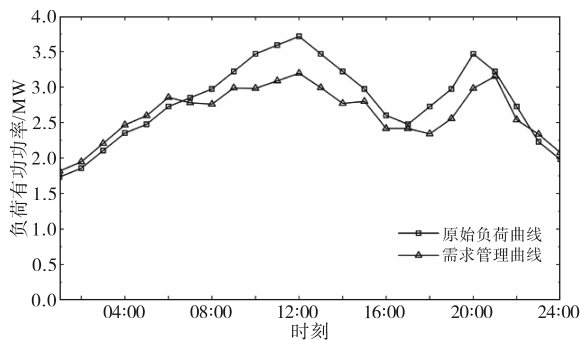


图 6 需求侧管理前后的负荷曲线
Fig.6 Load curves before and after demand side management

图 7 为优化后得到帕累托前沿解集,可以看出粒子群朝着三个目标最小方向迭代优化。

为验证所提方法的可行性与有效性,利用传统 PSO 算法与其对比,传统 PSO 对应惯性权重 w 为 0.5,学习因子 c_1 和 c_2 都设为 1.5,迭代次数和种

群数与 LDIW 算法一致。为了观察两种方法收敛中的明显差异,将对应的运行成本适应度值迭代收敛情况进行对比,如图 8 所示。从收敛速度上可以看出,改进算法在 50 次迭代左右收敛到了 $3.562 3 \times 10^4$,收敛性能良好;而 PSO 算法在 62 次迭代收敛到 $3.572 6 \times 10^4$,这是由于 PSO 的固定权重导致算法在早期快速收敛,但后期易陷入局部最优。从稳定性上看,LDIW 前期惯性权重较大,粒子运动幅度大导致求解空间波动,但曲线振荡幅度明显低于 PSO,稳定性良好。

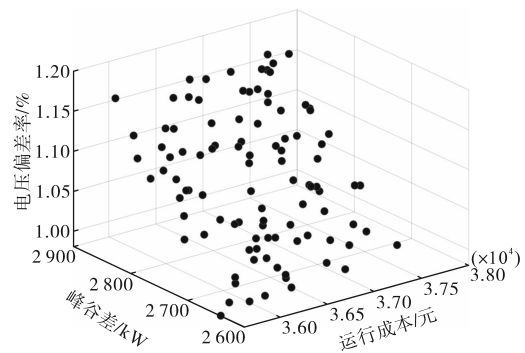


图 7 多目标优化的帕累托前沿

Fig.7 Pareto frontier of multi-objective optimization

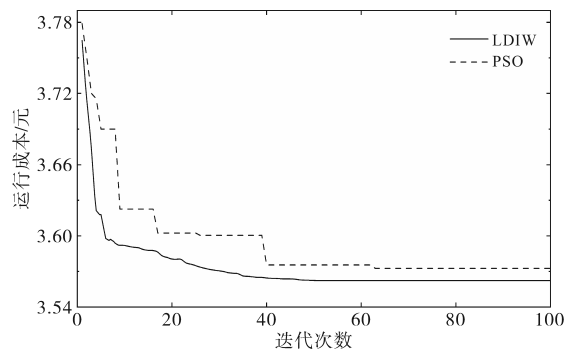


图 8 不同算法运行成本适应度值对比

Fig.8 Comparison of fitness values of different algorithms

图 9、图 10 还展示了所提方法在策略 4 下无功补偿装置以及储能在多目标调峰优化求解过程中设备参数变化曲线。结合图 4 和图 6 光伏与负荷变化曲线可以看出,在负荷需求与光伏出力较低时,CB 和 SVC 只需要提供较少的无功,受分时电价影响储能充电。负荷需求增大后,光伏主要提供有功功率,所提供的无功减少,CB 增加所投组数,SVC 维持较高功率,储能进行放电。负荷需求减少后,光伏处于出力高峰,储能切换到充电状态。负荷达到峰值,光伏出力减少,此时储能放电,并控制馈线负荷功率以平抑峰值。最后,负荷低谷期储能进行充电,荷电恢复到初始状态。

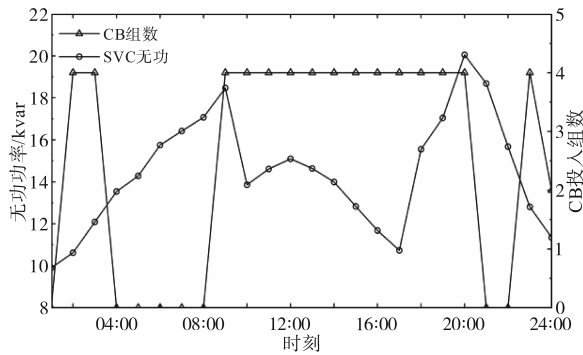


图9 无功补偿装置参数变化

Fig.9 Parameter variation diagram of reactive power compensation device

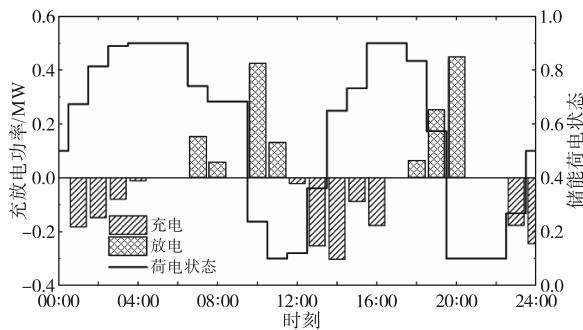


图10 储能状态变化

Fig.10 Change of energy storage state

5 结论

针对高比例光伏配电网峰谷差过大问题,本文提出一种基于馈线负荷功率控制的多目标调峰优化策略与求解方法。所得到结论如下:

1)通过K-means聚类算法结合KL散度构建的光伏出力场景和概率不确定集,相比不考虑不确定性影响的随机优化,得到的调度优化结果更符合实际运行状态。

2)提出考虑经济成本、峰谷差、电压偏差为指标的多目标优化模型,采用多目标粒子群优化算法结合TOPSIS决策,得到了帕累托最优解。所提策略下,不仅在减小峰谷差时改善了系统电压,也进一步提高了配电网运行的经济性。

参考文献

[1] 刘鑫,王康平,郭相阳,等.计及深度调峰与一次调频的风火负荷优化分配[J].电测与仪表,2023,60(1):1-9.
LIU Xin, WANG Kangping, GUO Xiangyang, et al. Load optimal distribution of wind power and thermal power considering deep peak regulation and primary frequency modulation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(1): 1-9.

[2] 唐文虎,申悦晴,钱钟,等.双碳目标下城市楼宇能源系统灵活性量化分析与调控技术研究现状与展望[J].高电压技

术,2022,48(9):3423-3436.

TANG Wenhui, SHEN Yueqing, QIAN Tong, et al. Research review and prospects of quantitative analysis and regulation technique for flexible resources in urban energy system embedded with building clusters under dual carbon target[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3423-3436.

[3] 国家发展改革委,国家能源局.关于新形势下配电网高质量发展的指导意见[J].节能与环保,2024(3):3-4.

National Development and Reform Commission, National Energy Administration. Guidance on high-quality development of distribution network under the new situation[J]. Energy Conservation and Environmental Protection, 2024(3): 3-4.

[4] 胡迎迎,李强,张琳娜,等.基于模糊层次分析法-TOPSIS的多元化储能典型场景适用性评估[J].电测与仪表,2024,61(6):126-132.

HU Yingying, LI Qiang, ZHANG Linna, et al. Applicability evaluation of diversified energy storage typical scenarios based on fuzzy analytic hierarchy process-TOPSIS[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(6): 126-132.

[5] LI Y, ZENG Z. Flexible load control for enhancing renewable power system operation[M]. Singapore: Springer, 2024.

[6] 王泉,何怡刚,马恒瑞,等.面向电网辅助服务的虚拟储能电厂分布式优化控制方法[J].电力系统自动化,2022,46(10):181-188.

WANG Xiao, HE Yigang, MA Hengrui, et al. Distributed optimization control method of virtual energy storage plants for power grid ancillary services[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(10): 181-188.

[7] 张靖祥.基于辅助服务市场下独立储能电站协调多类型辅助服务控制策略[D].吉林:东北电力大学,2024.

ZHANG Jingxiang. Coordinated multi-type auxiliary service control strategy of independent energy storage power station based on auxiliary service market[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2024.

[8] 张莉,廖菁,戴丹丹,等.新型储能容量电价机制研究[J].价格理论与实践,2023(12):122-127,210.

ZHANG Li, LIAO Jing, DAI Dandan, et al. Research on the new energy storage capacity electricity pricing mechanism[J]. Price: Theory & Practice, 2023(12): 122-127, 210.

[9] 孟国栋,李雨珮,唐佳,等.锂离子电池储能电站的热失控状态检测与安全防控技术研究进展[J].高电压技术,2024,50(7):3105-3127.

MENG Guodong, LI Yupei, TANG Jia, et al. Research progress of thermal runaway detection and safety control technology for lithium-ion battery energy storage power stations[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 3105-3127.

[10] 陈红湖.考虑新能源出力不确定性的规模化变频空调集群优化调控[D].绵阳:西南科技大学,2023.

CHEN Honghu. Optimal control of large-scale inverter air-conditioning clusters considering the uncertainty of new energy output[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2023.

- [11] 何奎元,于江涛,朱棋,等. V2G模式下的电动汽车充电站分层无功调度策略[J]. 电气传动,2024,54(10):39-49.
HE Kuiyuan, YU Jiangtao, ZHU Qi, et al. Hierarchical reactive power scheduling strategy for electric vehicle charging stations in V2G mode[J]. Electric Drive, 2024, 54(10): 39-49.
- [12] 冉博路,张姝,黄河,等. 基于二次聚类的工业用户负荷可调节潜力特征提取与综合评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(18): 157-168.
RAN Bolu, ZHANG Shu, HUANG He, et al. Feature extraction and comprehensive evaluation method of load adjustable potential for industrial users based on secondary clustering[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(18): 157-168.
- [13] 石坤,陈宋宋,陈雪洁,等. 多时间尺度下考虑电制氢细分能力和等效负荷分解的电网调峰研究[J]. 电气传动, 2025, 55(1): 50-60.
SHI Kun, CHEN Songsong, CHEN Xuejie, et al. Grid peak-shaving study considering electrolytic hydrogen production segmentation capacity and equivalent load disaggregation in multi-time scale[J]. Electric Drive, 2025, 55(1): 50-60.
- [14] ANILKUMAR R, DEVRIESE G, SRIVASTAVA A K. Voltage and reactive power control to maximize the energy savings in power distribution system with wind energy[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(1): 656-664.
- [15] MANNAN A M, DANG H P, PICO H N V. FIDVR capability of hybrid grid-forming PV power plants during feeder restoration [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2024, 27(1): 251-262.
- [16] ZHANG Q, DEGHANPOUR K, WANG Z. Distributed CVR in unbalanced distribution systems with PV penetration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5308-5319.
- [17] 杨威,程晓磊,王鹏,等. 基于可靠性的多级配网和分布式电源联合扩容规划[J]. 电气传动, 2022, 52(3): 51-56.
YANG Wei, CHENG Xiaolei, WANG Peng, et al. Joint capacity expansion planning for reliability-based multi-stage distribution networks and distributed power supplies[J]. Electric Drive, 2022, 52(3): 51-56.
- [18] 廖思阳,皮山泉,徐箭,等. 新型电力系统直控式负荷多层次协同调控关键技术综述[J]. 高电压技术, 2023, 49(9): 3669-3685.
LIAO Siyang, PI Shanquan, XU Jian, et al. Review of key technologies for multi-level cooperative regulation of direct-controlled loads in new power systems[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(9): 3669-3685.
- [19] 孙新宇. 考虑可再生能源时频特性的综合能源系统多重不确定性优化调度研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2024.
SUN Xinyu. Multi-uncertainty optimal scheduling of integrated energy system considering time-frequency characteristics of renewable energy[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2024.
- [20] 龚禹生,伍晓丽,吴晋波,等. 计及源-荷不确定性的主动配电网光储运行分布鲁棒机会约束优化方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2025, 37(2): 98-106.
GONG Yusheng, WU Xiaoli, WU Jinbo, et al. Distributionally robust chance-constrained optimization method for operation of photovoltaic and energy storage in active distribution network considering source-load uncertainty[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2025, 37(2): 98-106.
- [21] RAJU M R, MURTHY K V S R, RAVINDRA K. Direct search algorithm for capacitive compensation in radial distribution systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 42(1): 24-30.
- [22] 任智君,郭红霞,杨苹,等. 含高比例可再生能源配电网灵活资源双层优化配置[J]. 太阳能学报, 2021, 42(9): 33-38.
REN Zhijun, GUO Hongxia, YANG Ping, et al. Double-layer optimal configuration of flexible resources with high proportion of renewable energy distribution network[J]. Acta Energetica Sinica, 2021, 42(9): 33-38.

收稿日期:2025-04-11

修改稿日期:2025-05-14