

基于ACO与CSO算法的配电网储能系统优化策略

刘 冰

(中国冶金科工集团有限公司, 北京 100028)

摘要: 为了提高分布式配电网中储能系统的高效性和经济性, 针对基于蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 与纵横交叉算法 (Crisscross Optimization, CSO) 的配电网储能系统优化策略展开了一系列的研究。首先, 针对储能系统成本支出、接入电网后对系统网损和电压偏差造成的影响进行分析, 并建立储能系统优化模型; 然后根据 ACO 基本算法结合 CSO 搜索机制建立 ACO-CSO 复合算法; 最后建立相关仿真模型进行验证分析。结果表明, 储能系统接入对网损和电压偏差指标均会造成影响, 且接入点不同, 其影响程度也不同。通过所提 ACO-CSO 复合算法得到的储能系统最佳配置方案能大大改善电网损耗, 提高电网稳定性。所得结果优于 PSO 算法和 NSGA-II 算法的最优解。该方案的综合成本分别比其他两种低了 23.7% 和 30.8%, 同时迭代次数分别缩短了 38 次和 66 次。因此, 所提的复合算法在储能优化解析上具有良好的经济性和高效性, 其结果具有一定的工程实际意义。

关键词: 配电网; 网损改善; ACO-CSO 算法; 储能优化

Optimization strategy for energy storage system in distribution network based on ACO and CSO algorithms

LIU Bing

(China Metallurgical Group Co., Ltd., Beijing 100028, China)

Abstract: In order to improve the efficiency and economy of energy storage system configuration in distributed distribution networks, the optimization strategy of distribution network energy storage system based on ACO and CSO algorithm is studied. First, the cost expenditure of the energy storage system and the impact on system network loss and voltage deviation caused by connecting to the power grid are analyzed. And establish an optimization model for the energy storage system. Then, the ACO-CSO composite algorithm is established based on the ACO basic algorithm combined with the CSO cross search mechanism. Last, establish relevant simulation models for verification and analysis. The results show that the network loss and voltage deviation indicators are affected due to energy storage system access. The optimal configuration scheme of the energy storage system was obtained through the proposed ACO-CSO composite algorithm can greatly improve power grid losses and stability. The obtained results were superior to the optimal solutions of PSO algorithm and NSGA-II algorithm. This comprehensive cost was 23.7% and 30.8% lower than the other two algorithms. At the same time, the number of iterations was shortened by 38 and 66 times, respectively. The proposed composite algorithm has good economy and efficiency in energy storage optimization analysis. The results have certain engineering practical significance.

Key words: distribution network; network loss improvement; ACO-CSO algorithm; energy storage optimization

0 引言

随着国民经济和科学技术的持续发展,人民的生活、生产对电力的需求越来越大。目前电力系统的供电主要依靠传统化石能源,然而传统化石能源将持续消耗,能源短缺和环境污染问题越来越突出。为了加速完成碳中和的目标,可再生能源将被广泛应用,并且应用所占比重会越来越大^[1-2]。但是风力、光伏发电等分布式发电方式具有不稳定性,因此在并入配电网系统时会给电网系统运行的稳定性带来一定隐患^[3-4]。在分布式配电网中配置适当的储能装置,能够对电网功率起到一定稳定作用,并增大新能源的渗透率^[5-6]。因此,亟待研究一种能够有效对分布式配电网系统中储能装置进行优化的方法。

随着越来越高比例的新能源发电并入电网系统,储能系统的模块化应用将成为分布式电网稳定运行的重要环节,因此储能系统的配置方法及优化被广泛研究^[7-9]。例如超前控制策略被提出应用在储能系统中对其充放电过程展开控制,从而降低荷电状态对其过程的影响^[10];通过序贯蒙特卡洛模拟法可以有效分析储能装置的容量与充放电效率指标对电网稳定运行的影响^[11];通过采取区间估计法,对储能系统的集中模式以及分布模式两种方式进行协调,提高储能装置的效率,合理分配储能系统可以对电网系统进行良好补偿^[12];利用综合损耗灵敏度指标建立储能装置配置策略,能一定程度上简化储能系统结构^[13]。上述研究中未对储能系统成本、储能装置规划运行以及接入电网后对系统造成的影响等因素进行综合考虑。因此亟待建立一种能够综合考虑各因素并对接入的储能系统进行优化的方法。

本文为了提高配电网系统中储能系统配置的高效性和经济性,基于蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)和纵横交叉算法(Crisscross Optimization, CSO)的复合算法的配电网储能系统优化策略展开一系列的研究。首先,针对分布式配电网的储能成本和接入后的影响进行分析,并建立相关优化模型;其次,结

合ACO基本算法和CSO搜索机制建立复合算法模型;然后,建立分布式配电网仿真模型,并采用该算法对配电网系统中接入储能模块展开优化;最后对案例计算结果进行分析,验证所提方法的有效性。

1 分布式配电网储能优化模型

分布式配电网系统中需要综合分析电源功率输出情况以及机组运行状态,从而考虑装相对应储能装置。通过综合考虑提高系统电能质量、降低电网损耗、稳定系统电压以及缩减电网系统运行成本等因素,建立对应的储能优化策略。

1.1 储能系统运行成本

储能系统的成本主要包括两个方面的费用,分别为储能系统建设投入支出 C_a 以及储能系统在运行周期中所需运行维护支出 C_b 。其中建设投入支出 C_a 表达式为

$$C_a = M_x C_g + M_s C_j + P_H C_p + E_H C_E \quad (1)$$

式中, M_x 和 M_s 分别为储能系统中所配置的蓄电池数量以及超级电容装置的数量; P_H 和 E_H 分别为混合储能系统的额定功率以及额定容量; C_g 、 C_j 、 C_p 以及 C_E 分别为系统购置支出费用、系统组建费用、混合储能系统功率转换所需成本以及储能容量配置所需成本。

储能装置在整个运行周期中所需要的运行维护支出费用 C_b 表达式为

$$C_b = C_w + C_G \quad (2)$$

式中, C_w 和 C_G 分别为蓄电池与超级电容装置的维护费用以及更换费用。由于超级电容装置能够循环使用,且使用寿命较高,因此该参数主要考量蓄电池装置的维护费用以及更换费用。

1.2 综合考虑各因素的储能系统优化

1.2.1 线路损耗优化

在配电网系统中接入储能装置将对系统的线路损耗造成一定影响。将储能装置接入配电网系统前的电网线路损耗 L_A 定义为

$$L_A = \frac{R_l(P_i^2 + Q_i^2)}{3U_l^2} \quad (3)$$

式中, P_i 和 Q_i 分别为配电网第 i 条线路的有功功率和无功功率; R_i 和 U_i 分别为线路的等效电阻和相电压。

储能装置接入配电网系统后的电网线路损耗 L_B 为

$$L_B = \frac{R_i [(P_i - P_r)^2 + (Q_i - Q_r)^2]}{3U_i^2} \quad (4)$$

式中, P_r 和 Q_r 分别为接入储能系统的有功输出和无功输出。

从而得到电网系统线路损耗最大的目标函数 L_L 表达式为

$$\max L_L = L_A - L_B \quad (5)$$

线路网损造成的费用成本 C_L 表示式为

$$C_L = \sum_{j \in N_L} \frac{\psi_T r_j (P_{jt}^2 + Q_{jt}^2)}{U_{jt}^2} \quad (6)$$

式中, N_L 为电网系统线路数量; P_{jt} 为在 t 时刻通过线路 j 的有功功率; Q_{jt} 为在 t 时刻通过线路 j 的无功功率; ψ_T 为在时段 T 内向电网购电的价格; r_j 为线路 j 的等效电阻值, U_{jt} 为在 t 时刻线路 j 的电压。

1.2.2 电压偏移优化

当储能装置接入电网系统后, 将出现电压偏移现象。选择日平均电压偏移量作为基准值, 其最小电压偏移的目标函数 Y_D 定义为

$$\min Y_D = \sum_{i=1}^{24} \left(\sum_{n=1}^M \left(\frac{U_i - U_i^*}{\Delta U_{mi}} \right)^2 \right) \quad (7)$$

式中, U_i 和 U_i^* 分别为节点 i 的实际电压和设定的参考电压; ΔU_{mi} 为在该节点上电压最大偏差值; M 和 t 分别为节点的数量和计算的小时数。

因此, 综合考虑储能系统的运行维护成本以及储能装置接入电网后所造成的电网系统线路损耗成本, 得到最小成本支出 Y_C 目标函数为

$$\min Y_C = C_a + C_b + C_L \quad (8)$$

1.2.3 约束条件

在得到上述的多目标函数后, 还需要确定该函数相关的约束条件, 主要涉及储能系统充放电约束条件、电网风光发电功率约束条件和系统功率平衡约束条件等。

蓄电池系统的充放电约束条件为

$$\begin{cases} 0 \leq P_C(t) \leq P_{Cm}(t) \\ 0 \leq P_F(t) \leq P_{Fm}(t) \end{cases} \quad (9)$$

式中, P_{Cm} 和 P_{Fm} 分别为蓄电池系统的最大充电功率和最大放电功率。

蓄电池系统的容量 R_B 约束条件为

$$R_{Bmin} \leq R_B(t) \leq R_{Bmax} \quad (10)$$

式中, R_{Bmin} 和 R_{Bmax} 分别为蓄电池系统的最小容量和最大容量。

分布式配电网中风光发电功率 P_G 的约束条件为

$$P_{Gmin} \leq P_G(t) \leq P_{Gmax} \quad (11)$$

式中, P_{Gmin} 和 P_{Gmax} 分别为分布式配电网中最小风光发电功率和最大风光发电功率。

整个配电网系统功率平衡的约束条件为

$$M_C S_{Cm} \geq [\mu(P_G(t) - P_Y(t)) + M_C S_C] \Delta t \quad (12)$$

式中, μ 为平衡系数; M_C 和 S_{Cm} 分别为储能系统的配置数量和最大的容量; P_Y 为负荷侧用电需求。

2 ACO-CSO 复合算法

蚁群算法 (ACO) 源于学习蚂蚁搜索食物路线的行为, 是一种模拟进化的算法。ACO 算法的寻优效率高, 主要利用正反馈式的数据信息输送以及叠加完成, 分布式计算的特点能够有效避免算法的早熟收敛。该算法具有结构简单且鲁棒性较强的特点。然而 ACO 算法全局搜索与信息采集效率不足, 容易出现早熟问题, 引入全局搜索能力强的纵横交叉算法 (CSO), 利用该算法的横向搜索机制以及纵向搜索机制进行交叉搜索。因此, 将上述两种算法相结合, 提出 ACO-CSO 复合算法, 加强系统搜索能力, 并提高收敛效率。

2.1 CSO 算法基本机制

CSO 算法主要利用横向搜索机制以及纵向搜索机制, 实现快速、准确的收敛。其中横向交叉原理为: 在相同的维度内, 种群中所有个体展开两两不重复配对, 之后将两个个体进行横向交

叉。表达式为

$$\begin{cases} \text{HJ}_{i,W} = s_1 X_{i,W} + (1-s_1) X_{j,W} + S_1 (X_{i,W} - X_{j,W}) \\ \text{HJ}_{j,W} = s_2 X_{j,W} + (1-s_2) X_{i,W} + S_2 (X_{j,W} - X_{i,W}) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $X_{i,W}$ 和 $X_{j,W}$ 为第 W 维度中第 i 和第 j 两个父代个体; s 为 $0 \sim 1$ 的随机数; S 为 $-1 \sim 1$ 的随机数; HJ 为横向交叉后所获得的子代。

纵向交叉原理为: 同一个个体在两个不同维度中展开交叉, 并将所有维度展开匹配且归一化处理。其表达式为

$$\text{ZJ}_{i,W_1} = s X_{i,W_1} + (1-s) X_{i,W_2} \quad (14)$$

式中, X_{i,W_1} 和 X_{i,W_2} 分别为个体 X_i 的第 W_1 和第 W_2 维; ZJ 为纵向交叉后所获得的子代。

通过两个交叉搜索机制得到的子代需进行对比竞争, 若子代个体适应度优于父代, 则子代个体进入下一步迭代计算, 反之父代个体进入迭代计算。

2.2 ACO-CSO复合算法实现流程

ACO-CSO 复合算法的目的是在 ACO 的搜索迭代中, 结合 CSO 算法的交叉搜索机制进行结果寻优, 提高收敛效率, 具体流程如图 1 所示。

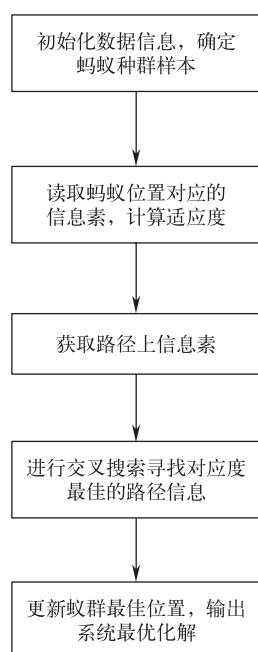


图 1 ACO-CSO 复合算法实现流程图

Fig. 1 ACO-CSO composite algorithm implementation flow chart

设定蚂蚁初始种群 A 由 N 只蚂蚁组成, 节点数量有 M 个, 蚂蚁在不同搜索路径上的适应度为 f_i 。根据计算结果获取数据信息素, 当整个种群都进行了一次周游后, 每个搜索路径的信息素 β_{ij} 表达式为

$$\begin{cases} \beta_{ij}(T+M) = (1-k_z) \beta_{ij}(T) + \Delta \beta_{ij} \\ \Delta \beta_{ij} = \sum_{n=1}^N \Delta \beta_{ij}^n \end{cases} \quad (15)$$

式中, β_{ij} 为在边 (i, j) 中的信息素值; $\Delta \beta_{ij}^n(T)$ 为 T 时刻第 n 只蚂蚁在该次迭代过程中获取的信息素值; k_z 为其蒸发系数。

蚂蚁通过信息素以及适应度进行移动, 移动概率 $P_{ij}^n(T)$ 的表达式为

$$P_{ij}^n(T) = \frac{[\beta_{ij}(T)]^\theta [q_{ij}(T)]^\varepsilon}{\sum_{l \in H_n(i)} [\beta_{il}(T)]^\theta [q_{il}(T)]^\varepsilon} \quad (16)$$

式中, q 为启发式因子; θ 和 ε 分别为信息素和启发式因素各自的相对重要占比; $H_n(i)$ 为第 n 只蚂蚁进一步搜索的节点合集。

记录下蚂蚁的搜索路线相关数据, 并进行横纵向交叉搜索, 以便搜索与更新最佳路径。为此, 需要获得不同搜索路径上适应度的方差值 σ^2 , 表达式为

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^M \frac{f_i - f_a}{f_0} \quad (17)$$

式中, f_i 和 f_a 分别为当前个体适应度和整个种群平均适应度; 而 f_0 被定义为

$$f_0 = \begin{cases} \max_{1 \leq i \leq M} (|f_i - f_a|), & |f_i - f_a| > 1 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

将该值与设定的阈值进行对比, 有效提高了迭代搜索效率, 防止计算结果陷入局部最优。直到结果达到设定的准确度要求或迭代次数, 则停止计算并输出结果。

3 案例分析

3.1 仿真设置

基于 IEEE 33 节点电网拓扑结构进行案例仿真分析, 所建立的结构如图 2 所示。系统电压设定为 10 kV, 具有 32 条支路以及 33 个节点。

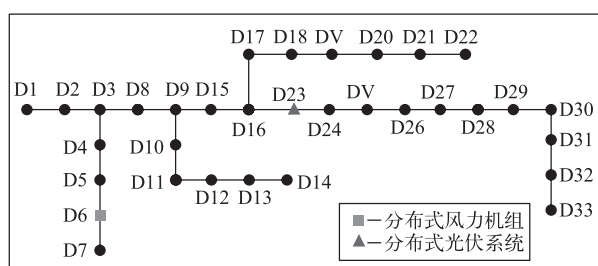


图 2 系统拓扑结构示意图

Fig. 2 System topology diagram

在配电网系统中，10 kV 母线侧接入储能系统，能够有效地为低压侧提供电能，同时还能在一定程度上降低负荷变化对电网稳定性的影响。储能系统主要采用超级电容以及蓄电池两种方式，配置策略如图3所示。从图3中能够得到，电网系统分别从风力发电系统、光伏发电系统以及经过转换后的储能装置系统获得供电，并向配电网系统和用电负载输送。储能装置有蓄电池系统和超级电容系统两种方式，其中超级电容系统具有使用寿命长、单元容量大和充放电效率较高的优点，而且其固定支出费用远高于蓄电池系统，两种系统的基础参数是根据实际电网的储能系统单位参数配置的，具体参数见表1。

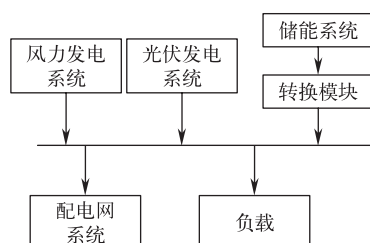


图 3 储能系统接入后配电网网架

Fig. 3 After the energy storage system is connected to the distribution network frame

表 1 待接入储能系统主要参数

Tab. 1 Main parameters of the energy storage system to be added

储能方式	蓄电池系统	超级电容系统
使用寿命 / 次	2 000	8 000
容量 / kW	30	60
固定支出 / (元 / kW)	7 500	12 000
功率成本 / (元 / kW)	2 500	1 300
充放电效率 (%)	90	95

3.2 仿真结果

在案例的不同节点配置储能系统，得到整个系统的电网电压稳定性结果，如图4所示。从图4中能够得到，在节点D1、D2、D3、D8、D9以及D15接入储能系统时，各节点电压和全网最低电压均表现出优异的稳定性。在其余节点上接入储能系统，该节点的电压偏移稳定性将会大大降低，且电压最大允许偏差最低值出现在最远端的D33节点处，该点电压最大允许偏差仅为0.61；同时该点处的系统电压指标也最低，仅达到0.78。因此在该处接入储能系统，其电压提升作用不明显。因此，基于该指标优先考虑上述D1、D2、D3、D8、D9以及D15这6个节点处接入储能系统。

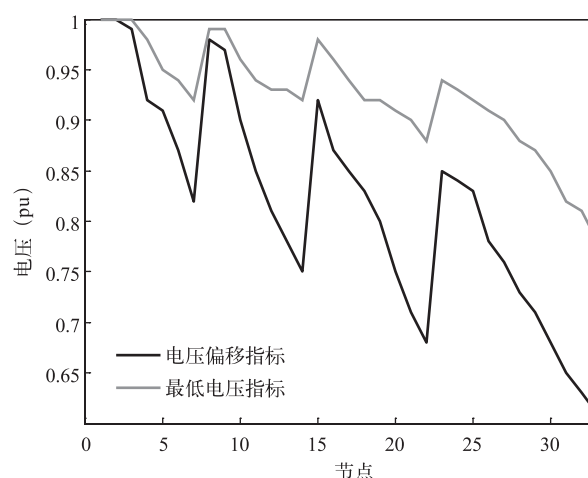


图 4 不同节点的电压结果

Fig. 4 Voltage results at different nodes

分别将蓄电池系统和超级电容系统两种不同的储能方式接入系统各个节点处，得到的有功网损结果如图5所示。从图5中能够看出，蓄电池系统在节点D1、D2、D3、D4、D8、D9和D15时系统的网损值较低，均在7 kW以下；超级电容储能方式在节点D1、D2、D3、D8、D9、D15、D16和D17时系统的网损值较低，均在8 kW以下。此外，超级电容储能方式在节点D6、D7上网引起系统潮流崩溃，造成输出的网损结果为负。因此基于该指标，优先考虑上述D1、D2、D3、D8、D9和D15节点接入储能系统。

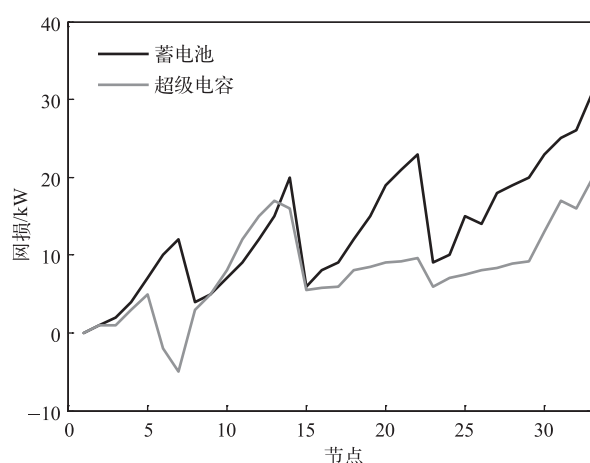


图5 不同节点的网损影响

Fig. 5 Impact of network loss on different nodes

综合考虑上述两个因素以及综合成本因素，利用所提智能算法对系统储能装置匹配策略进行分析，结果如图6所示。由于电压稳定性、有功网损指标均较好，其综合成本费用也越来越高。根据图6中结果，由于第一点的储能系统匹配方案具有最低的综合成本费用以及较低的电压偏差，因此选择第一点方案接入储能，即在D2接入15个蓄电池和10套超级电容，在D15接入21个蓄电池和15套超级电容。

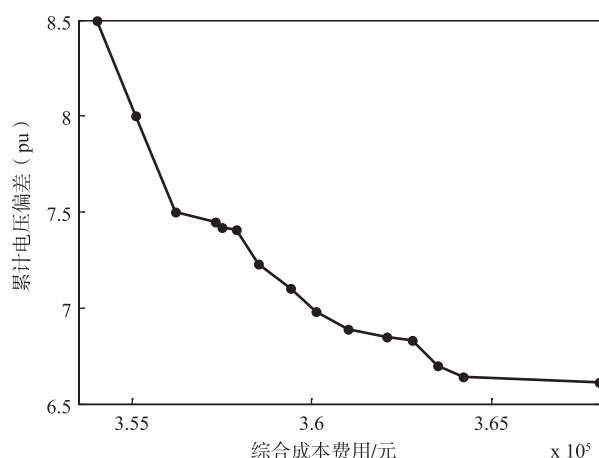


图6 基于智能算法的储能装置匹配策略

Fig. 6 Energy storage device matching strategy based on intelligent algorithm

基于上述方案接入储能系统后，其系统的网损结果如图7所示。从图7中能够明显得到，接入储能系统后，其电网的有功网损得到大大改善，尤其在18~22 h这个时间段内效果最为显著。接

入储能系统后，电网系统一天的网损能够降低1 026 kW，降幅达到了23.11%。

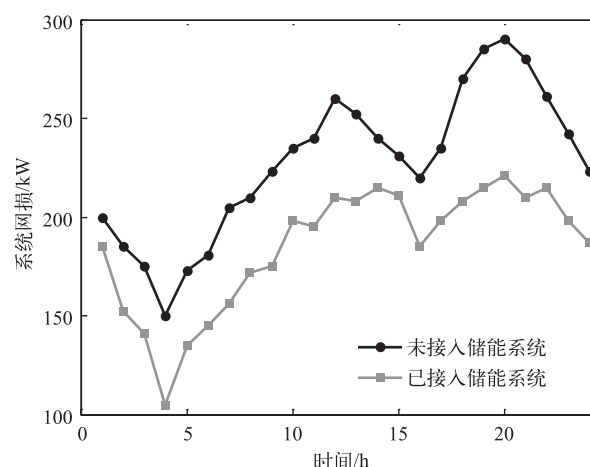


图7 储能装置接入前后对系统网损影响

Fig. 7 Influence of energy storage device before and after access on system network loss

此外，针对储能系统接入方案，分别利用粒子群算法（PSO）、非支配遗传算法（NSGA-II）以及基于ACO-CSO复合算法进行求解，所得最优解的对比结果见表2。从表2中能够得到所提的智能算法综合成本最低，ACO-CSO算法得到的综合成本分别比NSGA-II算法和PSO算法降低15.78万元和11.04万元，即降低了23.7%和30.8%；ACO-CSO算法得到的电压偏差结果也最小，分别比NSGA-II算法和PSO算法降低了31.1%和18.9%；ACO-CSO算法的求解效率同样是最高的，其迭代次数分别比NSGA-II算法和PSO算法缩短了38次和66次，大大提高了计算效率。因此表明所提方法能够对配电网系统的储能接入方案进行有效分析，从而得到最经济且稳定的接入方案。

表2 不同算法最优解结果对比

Tab.2 Comparison of optimal solutions of different algorithms

使用算法	电压偏差 (pu)	综合成本 / 万元	迭代次数 / 次
PSO	10.49	46.52	87
NSGA-II	12.35	51.26	115
ACO-CSO	8.51	35.48	49

4 结束语

本文基于ACO-CSO复合算法的配电网储能

系统优化策略展开一系列的研究,并针对相关算例进行解析,得到如下结论:储能系统接入分布式配电网中,将对电网网损以及电压偏差指标造成影响,接入点不同,其作用效果也不同。利用所提ACO-CSO复合算法对储能系统配置模型进行求解,得到最佳配置方案。该配置方案优于NSGA-II算法和PSO算法所得结果,在最大程度上改善电网损耗,提高电网稳定性。通过复合算法得到最佳方案的综合成本,分别比其他两种方法降低了23.7%和30.8%,且电压偏差结果最小,分别比其他两种低了31.1%和18.9%,同时求解效率最高,其迭代次数分别缩短了66次和38次。因此结果表明,所提ACO-CSO复合算法应用在配电网储能系统优化策略上具有良好的经济性和高效性。

参考文献

- [1] 孙士苒,何英发,汪致洵,等.兼顾电能质量与化石能源消耗的全电船舶充电站多目标规划[J].中国电机工程学报,2018,38(S1),45-52.
- [2] 帅伟,李立,崔志敏,等.基于实测的超低排放燃煤电厂主要大气污染物排放特征与减排效益分析[J].中国电力,2015,48(11):131-137.
- [3] 殷豪,李德强,孟安波,等.考虑分布式发电供电概率的配电网重构[J].电网与清洁能源,2017,33(9):113-118.
- [4] EICHHORN M, SCHEFTELOWITZ M, REICHMUTH M, et al. Spatial distribution of wind turbines, photovoltaic field systems, bioenergy, and river hydro power plants in germany[J]. Data, 2019, 4(1): 29-31.
- [5] 齐磊,王星星,李超,等.高光伏渗透率配电网中分布式储能系统的优化配置方法[J].高电压技术,2016,42(7):2158-2165.
- [6] YAN N, ZHANG B, LI W, et al. Hybrid energy storage capacity allocation method for active distribution network considering demand side response[J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2018(2): 1-4.
- [7] 程瑜,黄森,刘瑞丰.面向配电网设备利用率提升的分布式储能优化配置[J].陕西电力,2021,49(8):8-14,22.
- [8] 吴志,刘亚斐,顾伟,等.基于改进Benders分解的储能、分布式电源与配电网多阶段规划[J].中国电机工程学报,2019,39(16):4705-4715.
- [9] 李振坤,李一骄,张代红,等.储能设备对有源配电网供电可靠性的影响分析及优化配置[J].电网技术,2018,42(11):3676-3683.
- [10] 宫毓斌,滕欢,潘晨.基于荷电状态预测反馈的混合储能系统控制方法设计[J].科学技术与工程,2018,18(1):246-250.
- [11] 黄金鑫,李华强,陆杨.基于蒙特卡洛模拟和频谱分析法的孤岛微电网储能容量配置[J].电网技术,2020,44(5):1622-1629.
- [12] 叶瑞丽,郭志忠,刘瑞叶,等.基于置信区间估计及储能装置优化配置的风电场可靠出力研究[J].电力自动化设备,2017,37(5):23-30.
- [13] 郭威,修晓青,李文启,等.计及多属性综合指标与经济性的电网侧储能系统选址配置方法[J].电力建设,2020,41(4):53-62.

作者简介

刘冰(1983—),男,工程师,研究方向为工程管理、清洁能源等。

(收稿日期:2023-04-08)