

基于改进NSGA-Ⅲ的微电网 储能优化配置

戴彦文, 于艾清

(上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090)

摘要: 为提升微电网运行可靠性及可再生能源消纳率, 提出一种基于改进NSGA-Ⅲ的储能系统容量优化配置方法。首先, 基于风-光-储微电网结构分析, 建立储能配置双层优化模型, 上层考虑储能系统投资成本, 下层考虑储能系统接入后的微电网实际运行情况。其次, 采用近邻聚类传播算法对可再生能源出力与负荷数据进行分析, 并引入净负荷标准差指标, 实现典型日数据提取。然后, 针对所提多目标优化模型, 提出一种基于差分进化选择策略的改进NSGA-Ⅲ算法。最后, 结合典型日提取数据进行仿真分析, 结果验证了所提模型与算法的有效性。

关键词: 微电网; 储能系统; 近邻传播聚类; 第三代非支配遗传算法; 优化配置

中图分类号: TM73 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqed23397

Optimal Allocation of Energy Storage System in Microgrids Based on Improved NSGA-Ⅲ

DAI Yanwen, YU Aiqing

(College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electrical Power,
Shanghai 200090, China)

Abstract: In order to improve the reliability of microgrid operation and renewable energy power absorbability, a capacity optimization allocation method of energy storage system based on improved nondominated sorting genetic algorithm Ⅲ (NSGA-Ⅲ) was proposed. Firstly, a two-layer optimization model of energy storage configuration was established based on the structural analysis of wind-photovoltaic-energy storage microgrid. The top layer considers the investment cost of the energy storage system, and the bottom layer considers the actual operation of the microgrid after the energy storage system is connected. Secondly, the affinity propagation was used to analyze the renewable energy output and load data, and the net load standard deviation index was introduced to realize the extraction of typical daily data. Then, an improved NSGA-Ⅲ algorithm based on differential evolutionary selection strategy was proposed for the proposed multi-objective optimization model. Finally, simulation analysis was performed with typical daily extraction data, and the results verify the effectiveness of the proposed model and algorithm.

Key words: microgrid; energy storage system; affinity propagation (AP); nondominated sorting genetic algorithm Ⅲ (NSGA-Ⅲ); optimization allocation

近年来,微电网以其分布式可再生能源易于集成、运行灵活等优势迅速发展^[1-2]。光伏与风电出力具有波动性和随机性,为保证微电网安全可靠运行,配置储能系统是解决此类问题的有效途径之一^[3-4]。目前储能系统投资成本仍较昂贵,因此,根据微电网实际运行情况配置合理容量大小的储能系统是亟需解决的问题。

目前,关于微电网中储能容量配置的研究主要集中在模型及求解算法方面。文献[5]同时考虑储能系统的全寿命周期成本、可再生能源出力平滑和微电网联络线的利用率,建立混合储能容量优化配置模型,采用改进鲸鱼优化算法进行求解。文献[6]综合考虑微电网的经济性与可靠性,建立储能多目标优化配置模型,并采用粒子群算

基金项目: 上海绿色能源并网工程技术研究中心项目(13DZ2251900)

作者简介: 戴彦文(1997—),男,硕士研究生,Email: 1209742263@qq.com

法进行求解。文献[7]针对孤岛微电网中的超级电容与电池储能配置问题,以混合储能日运行成本最小为目标,采用量子粒子群算法进行优化求解。文献[8]考虑微电网的相关指标,对其进行可靠性与经济性评估,实现可靠性与总成本的最优折中。文献[9]提出能量不平衡率,并研究其对储能容量的影响,以系统综合成本最低为目标函数配置离网型风储微电网的储能容量。文献[10]主要聚焦于混合储能平抑可再生能源的出力波动,基于频谱分析协调控制电池储能与超级电容器的出力,采用统计学方法对所提模型进行求解。上述论文在处理储能优化配置多目标问题时,均将多目标问题转化为单目标问题进行求解,缺少决策方案的可选择性。

第三代非支配遗传算法(nondominated sorting genetic algorithm III, NSGA-III)是针对多目标高维问题开发的一种优化算法^[11],自2014年被Kalyanmoy Deb等人提出以来,已在众多领域的多目标优化问题中得到应用^[12-14],但目前尚未发现其在微网储能容量配置领域中的应用。

鉴于此,基于储能系统的功率灵活调节能力,同时考虑微电网配置储能的经济性与可靠性,本文提出一种基于改进NSGA-III的储能容量优化配置方法。首先,基于双层优化思想,上层考虑储能系统投资成本,下层考虑微电网的日运行成本、负荷缺电率及新能源消纳率,建立储能系统配置双层优化模型。其次,对于储能容量配置多目标求解问题,针对传统NSGA-III二元锦标赛选择机制存在的缺陷,提出一种基于差分进化(differential evolutionary, DE)选择策略的改进NSGA-III算法。最后,在Matlab环境中,对所提算法的可行性和有效性进行验证。

1 风-光-储直流微电网结构

风-光-储直流微电网主要包括风机发电单元、光伏发电单元、储能系统、变换器以及直流负荷,其拓扑结构如图1所示。可以看出,各发电单元、储能系统和负荷通过AC/DC, DC/DC变换器连接在直流母线上,发电单元输出的能量通过母线供给负荷或储能系统。在微电网实际运行时,若风电和光伏的发电量大于负荷需求,储能装置可作为负荷吸收一部分能量;若风电与光伏的发电量小于负荷需求,储能系统可作为电源向负荷供电。

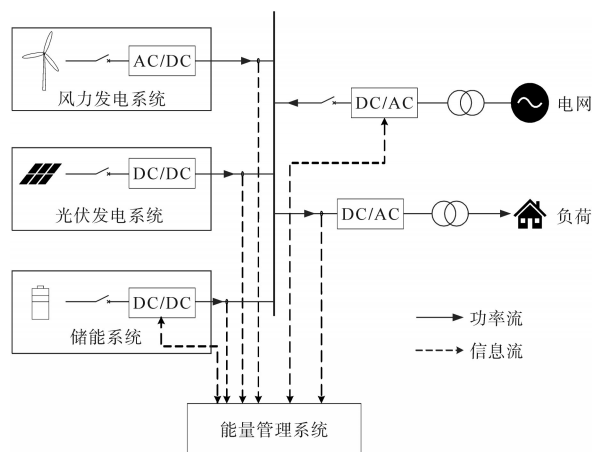


图1 风-光-储微电网结构

Fig.1 Wind-photovoltaic-energy storage microgrid structure

2 储能容量配置双层优化模型

在配置储能系统时,需考虑储能系统投资成本以及储能系统所提升整个微网系统运行的可靠性。储能容量配置的大小与储能接入微电网后的实际运行策略相关,因此,基于双层优化思想,上层为规划层,考虑储能系统的初期规划;下层为运行层,考虑储能系统的实际运行,建立储能容量配置双层优化模型。

储能系统容量配置双层优化结构如图2所示。

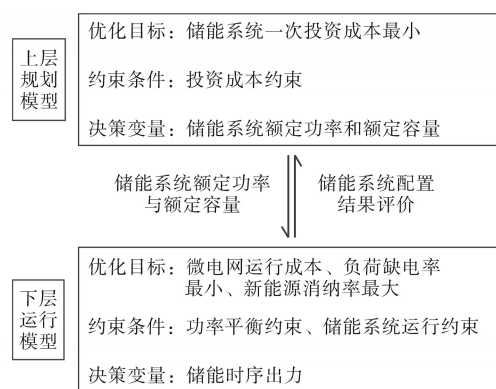


图2 储能系统容量配置双层优化结构图

Fig.2 Two-tier optimized structure diagram of energy storage system capacity configuration

双层模型中参数传递关系为:上层规划模型以储能系统的一次投资成本最小为目标函数,决策变量为储能系统的额定功率和额定容量,约束条件为投资者的投资成本约束。初次迭代时,上层模型随机生成储能配置的额定功率与额定容量,并传递给下层作为下层运行模型的储能运行约束条件。下层运行模型以微电网的运行成本最小、负荷缺电率最小和新能源消纳率最大为目标函数,决策变量为储能的时序出力,约束条件

包括功率平滑约束和储能系统的运行约束。将下层储能时序出力结果传递至上层,对储能系统的配置结果进行评价,判断当前的储能配置方案是否合理。

2.1 规划层

2.1.1 目标函数

储能系统一次投资总成本 C_{inv} 与其额定功率 P_{ESS} 、额定容量 E_{ESS} 相关,如下式所示:

$$C_{inv} = c_E E_{ESS} + c_P P_{ESS} \quad (1)$$

式中: c_E 为储能的单位容量成本; c_P 为储能变流器的单位功率成本。

规划层以储能系统一次投资总成本最小为目标函数:

$$F = \min(C_{inv}) \quad (2)$$

2.1.2 约束条件

考虑到投资成本有限,储能系统的投资成本应不超过最大允许投资成本 $C_{inv,max}$:

$$c_E E_{ESS} + c_P P_{ESS} \leq C_{inv,max} \quad (3)$$

2.2 运行层

2.2.1 目标函数

1) 微电网运行成本。微电网总运行费用包括储能系统运行成本 $C_{ESS,op}$ 和向上级电网的购电成本 C_{buy} , 以两者的总成本最小为目标, 如下式所示:

$$\min(f_1) = C_{buy} + C_{ESS,op} \quad (4)$$

其中

$$C_{buy} = \sum_{t=1}^T c_{e,t} P_{need,t} \quad (5)$$

$$C_{ESS,op} = \sum_{t=1}^T |c_{LCOE} P_{ESS,t}| \quad (6)$$

式中: $c_{e,t}$ 为 t 时段电网电价; $P_{need,t}$ 为 t 时段微电网电量缺额; c_{LCOE} 为储能系统度电成本; $P_{ESS,t}$ 为 t 时段储能系统充放电功率, 为正表示储能系统在 t 时刻向电网释放能量, 为负表示储能系统在 t 时段向电网吸收能量。

2) 负荷缺电率。在微电网1个运行周期内, 可选用负荷缺电率(loss of load probability, LOLP)^[15] 表征负荷需求无法满足的概率。考虑到用户的用电满意度, 以1 d内的负荷缺电率最小为目标, 如下式所示:

$$\min(f_2) = \frac{\sum_{t=1}^T P_{need,t}}{\sum_{t=1}^T P_{load,t}} \quad (7)$$

式中: $P_{load,t}$ 为 t 时段负荷所需电量。

3) 可再生能源消纳率。可再生能源消纳率

(renewable energy power absorbability, REPA)^[16] 表征1个调度周期内可再生能源发电被负荷吸收的总电量与可再生能源总发电量的比值。为充分利用新能源, 以储能出力后可再生能源消纳率最大为目标, 如下式所示:

$$\max(f_3) = \frac{\sum_{t=1}^T P_{Ab,t}}{\sum_{t=1}^T P_{NE,t}} \quad (8)$$

式中: $P_{Ab,t}$ 为 t 时段可再生能源出力被消纳的电量; $P_{NE,t}$ 为 t 时段可再生能源总出力。

2.2.2 约束条件

1) 功率平衡约束如下式:

$$P_{grid,t} + P_{PV,t} + P_{wind,t} = P_{load,t} + P_{ESS,t} \quad (9)$$

式中: $P_{grid,t}$ 为 t 时段网供功率; $P_{PV,t}$, $P_{wind,t}$ 分别为 t 时段光伏出力和风机出力。

2) 储能运行约束。假设储能系统容量已配置完成, 则储能系统实际运行时应满足以下约束条件:

$$P_{ESS,min} \leq P_{ESS,t} \leq P_{ESS,max} \quad (10)$$

$$SOC_{min} \leq SOC_t \leq SOC_{max} \quad (11)$$

$$\mu_{ch,t} + \mu_{disch,t} \leq 1 \quad (12)$$

式中: $P_{ESS,min}$, $P_{ESS,max}$ 为储能系统出力上、下限值; SOC_{min} , SOC_{max} 为储能系统荷电状态的上、下限值; $\mu_{ch,t}$, $\mu_{disch,t}$ 分别为 t 时刻储能系统充电或放电状态的标志变量。

式(10)为储能系统出力约束, 限制储能系统的有功出力在允许范围之内。

式(11)为储能系统的荷电状态约束, 避免过充、过放对储能系统寿命的影响。

式(12)为储能系统的充放电状态约束, t 时段下储能系统只允许有一种运行状态: $\mu_{ch,t}$ 为1, $\mu_{disch,t}$ 为0时, 储能工作在充电状态; $\mu_{ch,t}$ 为0, $\mu_{disch,t}$ 为1时, 储能工作在放电状态; $\mu_{ch,t}$ 和 $\mu_{disch,t}$ 都为0时, 储能处于浮充状态。

3 典型日提取及模型求解方法

3.1 基于近邻传播聚类算法的典型日数据提取

3.1.1 近邻传播聚类算法

近邻传播聚类(affinity propagation, AP)是一种基于近邻信息传播的聚类算法^[17]。相比于k-means、层次聚类等方法, AP算法不需要事先确定聚类中心个数, 而是将每一个数据都看作潜

在的聚类中心。

AP通过数据之间的相似度进行聚类,各数据点之间的相似度构成相似度矩阵 $\mathbf{M}$,如下式所示:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \alpha(d_1, d_1) & \cdots & \alpha(d_1, d_i) & \cdots & \alpha(d_1, d_{365}) \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ \alpha(d_i, d_1) & \cdots & \alpha(d_i, d_i) & \cdots & \alpha(d_i, d_{365}) \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha(d_{365}, d_1) & \cdots & \alpha(d_{365}, d_i) & \cdots & \alpha(d_{365}, d_{365}) \end{bmatrix} \quad (13)$$

相似度矩阵 $\mathbf{M}$ 中非对角线元素为各个日场景数据之间的负欧氏距离,对角线元素 $\alpha(d_i, d_i)$ 为判断 d_i 中数据是否可作为聚类中心的标准,其初始值一般均设置为非主对角线上元素的中位数。

在聚类过程中,采用吸引度矩阵 $[A(d_i, d_j)]$ 表征 d_j 可作为 d_i 聚类中心的程度,采用归属度矩阵 $[B(d_i, d_j)]$ 表征 d_i 选择 d_j 作为聚类中心的合适程度。在迭代过程中,采用阻尼系数 λ 对吸引度矩阵与归属度矩阵进行更新。

3.1.2 典型日提取指标

净负荷标准差能够反映新能源出力与负荷需求之间的不平衡程度,故引入净负荷标准差 I_{SD} 作为典型日数据的提取指标, I_{SD} 计算式如下:

$$I_{SD} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (P_{load,t} - P_{wind,t} - P_{PV,t})^2} \quad (14)$$

3.1.3 基于近邻传播聚类算法典型日数据提取流程

1) 导入全年光伏、风机及负荷数据,并进行归一化处理;

2) 初始化AP算法参数,计算相似度矩阵 $\mathbf{M}$;

3) 分别计算吸引度矩阵 $[A(d_i, d_j)]$ 与归属度矩阵 $[B(d_i, d_j)]$;

4) 采用阻尼系数 λ 对 $[A(d_i, d_j)]$ 与 $[B(d_i, d_j)]$ 的收敛速度进行调节;

5) 判断当前迭代次数结果是否满足终止条件,若满足,则输出聚类结果,否则返回步骤3);

6) 对得到的光伏、风电、负荷聚类数据进行分析,选取最具代表性的日数据作为典型日数据。

3.2 基于改进NSGA-III的模型求解

由图2中储能容量配置双层优化结构可知,文中储能容量优化配置问题,应先对运行层求解,其可转换为求解满足等式约束和不等式约束的目标函数最小值的优化模型,该求解模型可表示为

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s) = \min [f_1(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s), f_2(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s), f_3(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)] \\ \text{s.t. } h_k(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s) = 0 & k = 1 \\ g_k(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s) \leq 0 & k = 1, 2 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $f(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$ 为总体优化目标; $f_1(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$, $f_2(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$, $f_3(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$ 为运行层子目标函数,分别为微电网运行成本、负荷缺电率和新能源消纳率; $h_k(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$ 为等式约束条件; $g_k(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$ 为不等式约束条件; $\mathbf{x}_c$ 为控制决策变量,为运行周期内储能系统参与运行的总电量、与电网交互电量、新能源的消纳量; $\mathbf{x}_s$ 为状态变量,为各时段储能系充放电功率。

由式(15)可知该模型求解属于高维非线性、多目标优化问题。NSGA-II在二维环境中,采用拥挤度距离机制选择同一非支配层中的优良个体。然而针对上述优化问题,因 $f_1(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$, $f_2(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$, $f_3(\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_s)$ 三者之间为非支配关系,在二维筛选环境下无法进行种群寻优,传统NSGA-II将不再适用于文中所提模型的求解。相比于NSGA-II, NSGA-III算法引入了参考点机制,将种群个体筛选环境从二维平面拓展到三维空间,保留那些非支配并且接近参考点的个体,有效地解决了高维非线性多目标优化问题。鉴于此,本文采用NSGA-III对上述储能容量配置优化模型进行求解。

结合储能容量优化配置问题,传统NSGA-III通过二元锦标赛机制对父代种群进行选拔,随后经交叉、变异操作获取子代种群,并不断寻优迭代得到储能容量优化配置策略。然而,考虑到二元锦标赛选择机制过于单一且存在较大偶然性^[18],在一定程度上不利于提高算法的收敛速度、寻优精度以及种群多样性。鉴于此,文中将差分进化(DE)算法作为加速操作,提出一种基于DE的种群个体选择策略,以加快算法搜索进程并提高Pareto解集的种群多样性。

DE种群个体选择策略在父代种群中随机抽取3个个体,并将其被视为后续交叉、变异的对象。因此,在操作的第 m 次迭代中,子代个体的产生机制如下:

$$Q_{m,i} = \begin{cases} P_{m,best} + \text{stepsize}_m \times (P_{m,r_1} - P_{m,r_2}) & R_c > \text{rand}(1) \\ P_{m,i} & R_c \leq \text{rand}(1) \end{cases} \quad (16)$$

其中

$$i = 1, 2, \dots, N$$

$$m = 1, 2, \dots, Gen$$

式中: R_c 为交叉概率; N 为种群规模数目; Gen 为算法最大迭代次数; $stepsize_m$ 为算法第 m 次迭代过程的寻优步长; $Q_{m,i}, P_{m,i}$ 分为第 m 次迭代过程子、父代种群中的第 i 个个体; r_1, r_2 为区间 $[1, N]$ 均匀分布的随机数, 用来表征抽样个体的编号; $P_{m,best}$ 为 3 个父代个体经非支配排序筛选出的最优个体, 并将其作为交叉变异的母体。

为加快算法的寻优进程, 文中引入 Levy 飞行策略^[19] 以确定算法第 m 次的迭代步长 $stepsize_m$, 如下式:

$$stepsize_m = (Gen - m/Gen) \times \frac{\mu}{|v|^{1/\beta}} \quad (17)$$

式中: β 为飞行角度; μ, v 为常数项。

μ, v 分别服从 $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$ 和 $v \sim (0, 1)$ 的正态分布, σ_μ 计算式如下:

$$\sigma_\mu = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi \cdot \beta/2)}{\Gamma(1+\beta)/2 \cdot \beta \cdot 2^{(\beta-1)/2}} \right]^{1/\beta} \quad (18)$$

在迭代过程中, 当子代的等级高于父代或子代的多样性优于父代时, 子代种群将取代父代种群, 并完成一次寻优。

基于改进 NSGA-III 的多目标优化模型求解流程如图 3 所示, 具体流程如下:

1) 初始化系统参数。输入日光伏、风电等功率数据和 NSGA-III 初始参数, 设置决策变量上、下限, 同时初始化产生超平面上的参考点。

2) 生成初始父代种群 P_i 。根据微电网的运行模式, 种群 P_i 中的个体 i 代表了一天不同时段储能系统充放电功率的大小, 可表示为

$$P_i^j = [P_{ESS,1}, P_{ESS,2}, \dots, P_{ESS,n}, \dots, P_{ESS,24}] \quad (19)$$

3) 计算目标函数值并进行快速非支配排序。将 P_i 代入式(4)~式(8)中计算得到优化目标函数值, 根据目标函数值的适应度对 P_i 进行快速非支配排序。

4) 采用 DE 种群个体选择策略对 P_i 中的优势个体进行交叉变异操作, 得到子代 Q_i 。随后将 P_i 和 Q_i 合并得到 R_i 。对 R_i 进行快速非支配排序, 将非支配层中的个体放入新种群 S_i 中, 直到个体数大于 N 。

5) 个体关联参考点。计算 S_i 中每个个体到各个参考点的最短距离, 并记录每个参考点所关联的个体数目。

6) 精英保留。根据目标函数适应度值、个体和参考点之间的关联对 S_i 进行非支配排序, 从 S_i 中筛选出前 N 个个体作为父代种群 P_{i+1} 。

7) 终止条件。判断种群的迭代次数, 若满足终止条件则输出优化的 Pareto 解集, 否则进入下一次循环。

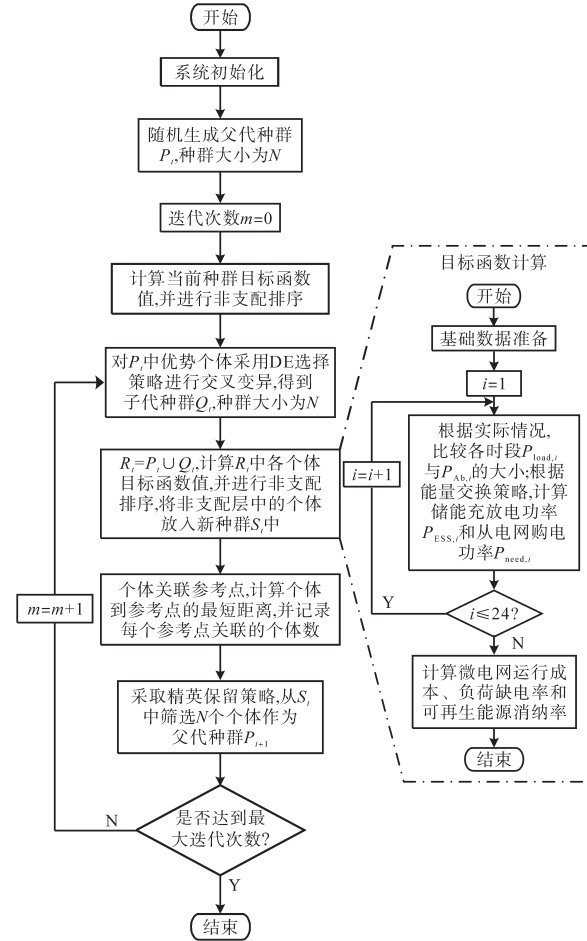


图3 多目标优化模型求解流程图

Fig.3 Flow chart of multi-objective model

4 算例分析

4.1 算例数据

以风-光-储微电网为实验对象, 基于某地全年实测风机、光伏与负荷数据, 对所提模型与方法进行验证。

1) 微电网中配电变压器额定容量 $600 \text{ kV} \cdot \text{A}$, AC/DC 变流模块额定功率 500 kW , 风机与光伏总装机容量分别为 750 kW 和 800 kW , 微网所允许最大缺电率为 2% 。采用近邻传播聚类算法获取典型日风-光-荷数据, 如图 4 所示。

2) 储能采用蓄电池储能, PCS 单位功率成本 1750 元/kW , 电池单位容量成本 $1300 \text{ 元/(kW} \cdot \text{h)}$ 。

3) 微网向上级电网的购电电价如图 5 所示。

4) 在微电网应用背景下: 传统 NSGA-III 和改进 NSGA-III 的参数设置如下: 种群规模 N 为 200,

迭代次数为500,交叉概率为0.9,变异概率为0.04,Levy飞行初始角度 $\beta=3$ 。

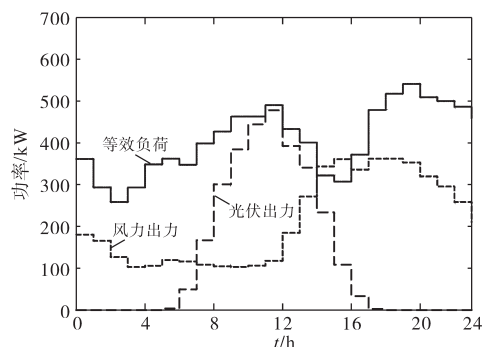


图4 典型日出力曲线

Fig.4 Typical daily output curves

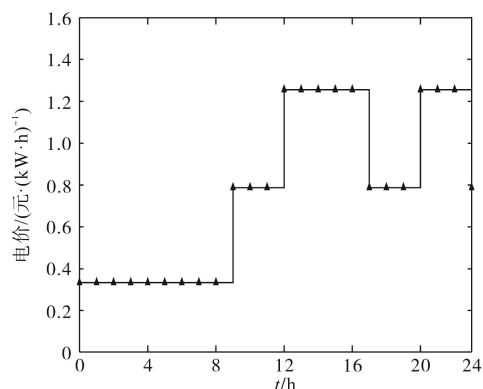


图5 上级电网售电价

Fig.5 Electricity price of superior grid

4.2 仿真分析

分别采用传统NSGA-III和改进NSGA-III对储能系统容量优化配置模型进行求解,所得Pareto解集如图6所示。由图6可知,针对储能容量优化配置问题,相比传统NSGA-III,改进NSGA-III求解所得的Pareto解集分布于解空间中的右下方,质量更优且求解精度更高,进一步降低了微电网不必要的运行成本和负荷缺电率,同时提升了可再生能源的消纳率。

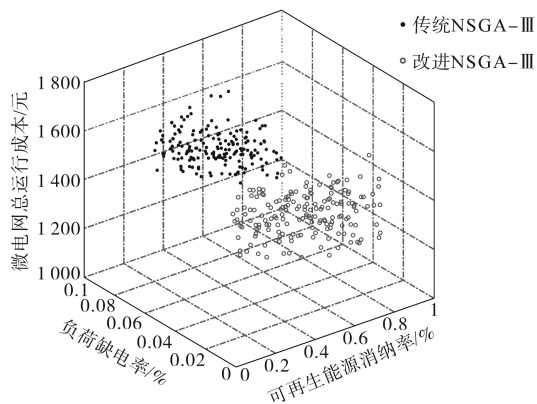


图6 两种算法的Pareto最优解集对比

Fig.6 Comparison of Pareto solution obtained by two algorithms

为验证DE种群个体选择策略在提升算法收敛速度上的优势,图7给出了NSGA-III算法改进前、后储能容量配置模型的可行解数量与迭代次数的关系。

由图7可知,传统NSGA-III在迭代次数为180时,储能容量配置模型的可行解数量达到种群规模,并在迭代次数为200和220左右出现波动;改进NSGA-III在迭代次数为100时达到种群规模并保持稳定。因此,基于DE种群个体选择策略的改进NSGA-III有效克服了传统NSGA-III搜索速度慢的缺陷。

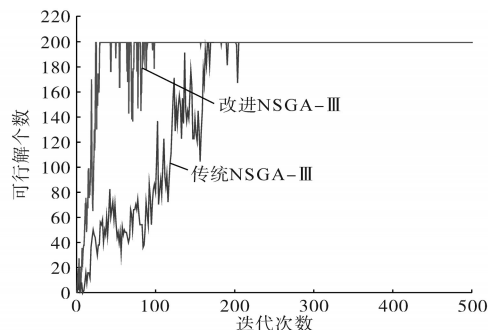


图7 两种算法的收敛速度对比

Fig.7 Comparison of the convergence of the two algorithms

此外,文中引入DE种群个体选择策略作为算法的加速操作后,为比较图6中Pareto最优解集种群分布的多样性,采用文献[20]中的 Δ 作为评价指标进行对比。在Matlab环境中,分别采用两种算法对储能容量优化配置模型单独求解10次,结果如表1所示。

表1 两种算法的Pareto最优解集分布性对比

Tab.1 Distribution comparison of Pareto sets of two algorithms

求解次数	Δ 值	
	传统NSGA-III	改进NSGA-III
1	0.647 7	0.560 1
2	0.745 6	0.530 8
3	0.689 1	0.627 5
4	0.758 3	0.635 4
5	0.645 9	0.628 3
6	0.641 6	0.618 1
7	0.671 2	0.521 1
8	0.780 4	0.654 5
9	0.663 1	0.476 8
10	0.691 7	0.644 3
平均值	0.693 5	0.589 7

由表1可知,传统NSGA-III对应 Δ 平均值为0.693 5,而改进NSGA-III对应 Δ 平均值为0.589 7,Pareto最优解集种群分布的多样性提高了14.9%,微电网投资商可考虑多种因素,选取最适

合当地的储能配置方案。综上分析,验证了改进NSGA-III在提升算法寻优速度、求解精度、提升种群多样性上的可行性和有效性。

根据改进NSGA-III算法求解所得Pareto解集,可为储能容量优化配置问题提供大量解决方案。文中考虑不同利益主体,从图6中选出4种优化配置方案进行对比,如表2所示。

由表2可见,若投资者优先考虑微电网投资运行的经济性则可优先选择方案4作为储能系统配置方案;如果投资者从用户侧利益出发,使系统负荷缺电率最小,则选择方案2对储能系统进行优化配置;若兼顾系统运行的经济性、可再生能源利用率和用户侧利益,则选择方案1和方案3完成储能系统的优化配置。

表2 不同储能容量配置方案对比

Tab.2 Comparison of different energy storage capacity configuration schemes

配置方案	额定功率/kW	额定容量/(kW·h)	投资总成本/万元
方案1	225	1 686	258.6
方案2	236	2 108	315.3
方案3	210	1 580	242.2
方案4	204	1 556	226.7
配置方案	运行成本/元	负荷缺电率/%	可再生能源消纳率/%
方案1	1 172	8.1	74.6
方案2	1 447	1.4	87.5
方案3	1 165	6.4	82.3
方案4	1 034	11.9	63.2

5 结论

为保证微电网安全、可靠运行,本文提出一种基于改进NSGA-III的储能系统容量配置方法。采用近邻传播聚类算法并引入净负荷方差指标对典型日数据进行提取。针对所提双层优化模型,采用基于DE种群个体选择策略的改进NSGA-III进行求解。经算例分析得出如下结论:

1)改进NSGA-III可有效处理具有高维非线性特征的微电网储能容量优化配置问题。相比于传统NSGA-III,改进后算法的求解精度得到有效提升,同时算法的搜索速度提高了1.2倍,种群分布的多样性提升了14.9%。

2)采用所提出的模型与改进方法求解得到的储能容量配置方案,在保证经济性的前提下,有效减小了负荷缺电率,并提升了可再生能源的消纳率。

参考文献

- [1] 杨旭红,尹聪聪.基于孤岛模式光储直流微电网的协调控制策略[J].电气传动,2020,50(5):75-80.
Yang Xuhong, Yin Congcong. Coordinated control strategy of light storage and DC microgrid based on islanding mode[J]. Electric Drive, 2020, 50(5): 75-80.
- [2] 邱春风,曹伟,刘美娜.基于功率下垂特性的直流微电网分布式控制[J].电气传动,2021,51(3):48-54.
Qiu Chunfeng, Cao Wei, Liu Meina. Distributed control of DC microgrid based on power droop characteristics[J]. Electric Drive, 2021, 51(3): 48-54.
- [3] 冯昌森,张瑜,文福拴,等.基于深度期望Q网络算法的微电网能量管理策略[J].电力系统自动化,2022,46(3):14-22.
Feng Changsen, Zhang Yu, Wen Fushuan, et al. Energy management strategy in a microgrid based on deep expected Q network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 14-22.
- [4] Yao S, Wang P, Zhao T. Transportable energy storage for more resilient distribution systems with multiple microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 3331-3341.
- [5] 李玲玲,王鑫,郎永波,等.基于改进鲸鱼算法的微网复合储能系统容量优化配置[J].电测与仪表,2019,56(16):104-110.
Li Lingling, Wang Xin, Lang Yongbo, et al. Capacity configuration of micro-grid composite energy storage system based on improved whale optimization algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(16): 104-110.
- [6] 李奇,赵淑丹,蒲雨辰,等.考虑电氢耦合的混合储能微电网容量配置优化[J].电工技术学报,2021,36(3):486-495.
Li Qi, Zhao Shudan, Pu Yuchen, et al. Capacity optimization of hybrid energy storage microgrid considering electricity-hydrogen coupling[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(3): 486-495.
- [7] Wang H, Wang T, Xie X, et al. Optimal capacity configuration of a hybrid energy storage system for an isolated microgrid using quantum-behaved particle swarm optimization[J]. Energies, 2018, 11(2): 454.
- [8] 周京华,翁志鹏,宋晓通.兼顾可靠性与经济性的孤岛型光储微电网容量配置方法[J].电力系统自动化,2021,45(8):166-174.
Zhou Jinghua, Weng Zhipeng, Song Xiaotong. Capacity configuration method of islanded microgrid integrated with photovoltaic and energy storage system considering reliability and economy [J]. Automation of Electric Power System, 2021, 45(8): 166-174.
- [9] 朱永强,张泉,刘康,等.考虑相关性的离网型风储微网中储能容量配置方法[J].电工电能新技术,2019,38(9):11-16.
Zhu Yongqiang, Zhang Quan, Liu Kang, et al. Energy storage capacity configuration scheme of islanded wind-storage microgrid considering random variables correlation[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2019, 38(9):

- 11-16.
- [10] 王利猛,刘久成,田春光,等. 基于统计学方法的微网混合储能容量优化配置[J]. 电网技术,2018,42(1):187-194.
Wang Limeng, Liu Jiucheng, Tian Chunguang, *et al.* Capacity optimization of hybrid energy storage in microgrid based on statistic method[J]. Power System Technology, 2018, 42(1): 187-194.
- [11] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, Part I: Solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601.
- [12] 周晶,赵晓哲,许震,等. 基于D-NSGA-III算法的无人机群高维多目标任务分配方法[J]. 系统工程与电子技术,2021,43(5):1240-1247.
Zhou Jing, Zhao Xiaozhe, Xu Zhen, *et al.* Many-objective task allocation method based on D-NSGA-III algorithm for multi-UAVs[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(5): 1240-1247.
- [13] Gao C, Kou Y, Li Y, *et al.* Multi-objective weapon target assignment based on D-NSGA-III-A[J]. IEEE Access, 2019, 7: 50240-50254.
- [14] Ji B, Yuan X, Yuan Y. Orthogonal design-based NSGA-III for the optimal lockage co-scheduling problem[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(8): 2085-2095.
- [15] Rashidaee S A, Amraee T, Fotuhi-Firuzabad M. A linear model for dynamic generation expansion planning considering loss of load probability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6924-6934.
- [16] 毕锐,刘先放,丁明,等. 以提高消纳能力为目标的可再生能源发电集群划分方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(22): 6583-6592.
Bi Rui, Liu Xianfang, Ding Ming, *et al.* Renewable energy generation cluster partition method aiming at improving accommodation capacity[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(22): 6583-6592.
- [17] Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972-976.
- [18] 张茂清,李东洋,胡博,等. 基于维度扰动的快速非支配排序遗传算法II[J]. 郑州大学学报(工学版),2020,41(1):38-43.
Zhang Maoqing, Li Dongyang, Hu Bo, *et al.* Non-dominated sorting genetic algorithm II based on dimensionality perturbation[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020, 41(1): 38-43.
- [19] Liu Y, Cao B. A novel ant colony optimization algorithm with Levy flight[J]. IEEE Access, 2020(8): 67205-67213.
- [20] Liu D, Wei B, Cai C, *et al.* Optimization design of amorphous metal distribution transformer based on improved fast and elitist multi-objective genetic algorithm[C]//2020 IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE), Beijing, China, 2020, 1-4.

收稿日期:2021-04-21

修改稿日期:2021-04-26