

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210350

## 基于最优光伏阵列重构的电网调频策略研究

何廷一<sup>1</sup>, 李胜男<sup>1</sup>, 陈亦平<sup>2</sup>, 吴水军<sup>3</sup>, 沐润志<sup>3</sup>, 何鑫<sup>1</sup>, 杨博<sup>4</sup>, 曹璞璘<sup>4</sup>

(1. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650200; 2. 中国南方电网电力调度控制中心, 广东 广州 510663;  
3. 云南电力试验研究院(集团)有限公司, 云南 昆明 650051; 4. 昆明理工大学电力工程学院, 云南 昆明 650500)

**摘要:** 为实现光伏电站功率输出最大化以及功率输出与调频(FR)信号之间的功率偏差最小化, 提出了一种新型光伏电站最优阵列重构(OAR)模型。为快速获取最优 Pareto 前沿, 采用了一种寻优性能高效的多目标黑猩猩优化器(MOBO)。采用了一种多准则妥协解排序法(VIKOR)的决策方法, 从所获取的 Pareto 前沿中确定最佳折衷解。为验证所提出的 OAR 多目标优化的有效性, 在局部阴影条件(PSC)下, 对 10×10 的网状结构(TCT) PV 阵列进行了固定 FR 信号和时变 FR 信号的两个案例研究。仿真结果表明, 与无优化相比, 所提方法可以明显减小两个目标函数的功率偏差。特别是, 时变 FR 信号下, 所获得的功率偏差仅为无优化的 51.10%和 64.45%。

**关键词:** 最佳阵列重构; 光伏电站; 电网调频; 多目标黑猩猩优化器

### Optimal PV array reconfiguration-based power grid frequency regulation strategy

HE Tingyi<sup>1</sup>, LI Shengnan<sup>1</sup>, CHEN Yiping<sup>2</sup>, WU Shuijun<sup>3</sup>, MU Runzhi<sup>3</sup>, HE Xin<sup>1</sup>, YANG Bo<sup>4</sup>, CAO Pulin<sup>4</sup>

(1. Yunnan Power Grid Co., Ltd. Electric Power Research Institute, Kunming 650200, China;

2. China Southern Power Dispatching and Control Center, Guangzhou 510663, China;

3. Yunnan Electric Power Test & Research Institute (Group) Co., Ltd., Kunming 650051, China;

4. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** A mathematical model of optimal array reconfiguration (OAR) is proposed for maximizing the power output and minimizing the power deviation between the power output and the frequency regulation (FR) signal of a photovoltaic power plant. The multi-objective bonobo optimizer (MOBO) is designed to rapidly obtain an optimal Pareto front because of its high optimization efficiency. The decision-making method called VIKOR is employed to determine the best compromise solution from the obtained Pareto front. To verify the effectiveness of the proposed multi-objective optimization, two case studies with constant and varying FR signal are carried out on a 10×10 Total-Cross-Tied (TCT) PV array under partial shading conditions (PSC). The simulation results show that the proposed method can significantly reduce the power deviation of the two objective functions compared to that without optimization. Both power deviations obtained by the proposed method under varying FR signal are only 51.10% and 64.45% of that without optimization.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61963020).

**Key words:** optimal array reconfiguration; PV power plant; power grid frequency regulation; multi-objective bonobo optimizer

## 0 引言

当今世界能源紧张, 可再生能源由于其取之不尽、用之不竭的特性, 研究和发展已经受到了广泛关注, 并逐渐替代大多数化石燃料<sup>[1-4]</sup>。其中, 太阳能被认为是这些能源中最有潜力的一种。然而, 由

于日照不均、温度梯度和局部阴影(Partial Shading Condition, PSC)<sup>[5-6]</sup>等多种动态环境条件的影响, 光伏(Photovoltaic, PV)阵列在实际工程中的大规模应用仍存在一些问题。例如, PSC 会造成 PV 阵列的失配损耗和功率损耗, 从而导致 PV 阵列性能降低。产生 PSC 的原因主要是云层遮蔽、建筑物阴影和灰尘覆盖等。为减少 PV 阵列的失配损耗和功率损耗, 已设计出诸如串并联结构、网状结构(Total-Cross-Tied, TCT)和桥式结构等拓扑连接形

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(61963020); 云南省基础研究计划项目资助(202001AT070096)

式<sup>[7]</sup>。由文献[8]可知, PSC 下 TCT 阵列的性能均优于其他拓扑结构。但 PSC 对其的影响不可忽略, 基于此, 文献[9]提出了三种基于物理阵列重构形式的技术, 包括物理重定位、电气阵列重构(Electrical Array Reconfiguration, EAR)和电气重布线, 其旨在通过平衡 TCT 阵列上的阴影来减轻失配损耗。

另外, 根据PV阵列重构之后电气连接是否改变, PV阵列重构可分为静态重构和动态重构。在静态重构中, 所有模块的物理位置在PSC下都是固定的, 这意味着重构后, PV阵列电气连接保持不变。静态重构主要利用电气重布线技术来提高PSC下的功率输出, 包括固定电气重构法<sup>[10]</sup>、列索引法<sup>[11]</sup>和数独法<sup>[12]</sup>。与其他两种重构方法相比, 数独法被认为是电气重布线技术中最有效的方法<sup>[13]</sup>。除电气重布线外, 还提出了许多物理重定位技术, 例如魔方重构<sup>[14]</sup>、固定电气连接<sup>[15]</sup>和奇偶重构等<sup>[16]</sup>。研究表明, 基于魔方重构的物理重定位技术可以避免使用复杂的最大功率跟踪算法, 并能提供卓越的性能。

与静态重构不同, 动态重构可以依据实时的阴影变化, 调节开关装置, 从而动态地改变其电气连接。相较于静态重构, 动态重构不需要花费大量的劳动力和复杂的应用。近年来, 许多算法已成功应用于EAR技术, 如RBF神经网络算法<sup>[17]</sup>、粒子群优化算法<sup>[18]</sup>、蚱蜢优化算法<sup>[19]</sup>、多目标灰狼算法<sup>[20]</sup>、标准遗传算法<sup>[21]</sup>、海洋捕食者优化算法<sup>[22]</sup>和Rao优化算法<sup>[23]</sup>等。

然而, 现有的PV阵列重构研究并未考虑调频(Frequency Regulation, FR)信号的影响<sup>[24]</sup>。因此, 本文建立了一种新型的PV阵列最优阵列重构(Optimal Array Reconfiguration, OAR)参与电网调频的方法, 以提升整个区域电网的动态响应性能。其以最大化功率输出和最小化功率输出与FR信号之间的功率偏差为目标。为快速获取该多目标优化函数的最优Pareto前沿, 本文采用了一种新颖的高效多目标黑猩猩优化器(Multi-objective Bonobo Optimizer, MOBO), 同时采用了一种多准则妥协解排序法(VIseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje, VIKOR)<sup>[25]</sup>, 以便从获取的Pareto前沿中确定最佳折衷解。

## 1 光伏电站最优阵列重构数学模型

### 1.1 光伏阵列建模

PV 阵列通常由多个串/并联的 PV 模块组成, 而这些 PV 模块又由多个串/并连的 PV 电池组成。图 1 给出了常用的单二极管 PV 电池模型<sup>[26]</sup>。应用基尔霍夫电流定律(Kirchhoff's Current Law, KCL)

可以计算出 PV 电池的输出电流, 如式(1)所示。

$$I_{\text{cell}} = I_{\text{Lcell}} - I_d - I_{\text{sh}} \quad (1)$$

式中:  $I_{\text{cell}}$  是PV电池的输出电流;  $I_{\text{Lcell}}$  是PV电池的光生电流;  $I_d$  是二极管电流;  $I_{\text{sh}}$  是分流电阻的电流。

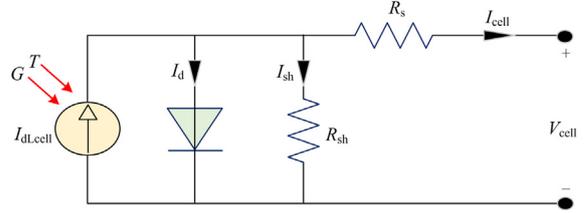


图 1 单二极管 PV 电池等效电路

Fig. 1 Equivalent circuit of a single-diode based PV cell

此外, PV 电池的输出电流  $I_{\text{cell}}$  可以扩展为如式(2)所示。

$$I_{\text{cell}} = I_{\text{Lcell}} - I_o \left[ \exp\left(q \frac{V_{\text{cell}} + I_{\text{cell}} R_s}{b \sigma T_c} - 1\right) \right] - \frac{V_{\text{cell}} + I_{\text{cell}} R_s}{R_{\text{sh}}} \quad (2)$$

式中,  $I_o$ 、 $q$ 、 $V_{\text{cell}}$ 、 $T_c$ 、 $\sigma$ 、 $b$ 、 $R_s$  和  $R_{\text{sh}}$  分别是二极管的饱和电流、电子电荷、PV 电池的输出电压、工作温度、理想因子、玻尔兹曼常数、PV 电池的串联电阻和分流电阻。

对于由  $n_s$  个串联的 PV 电池构造的 PV 模块, 其输出电流  $I_m$  可以表示为

$$I_m = I_L - I_o \left[ \exp\left(q \frac{V_m + I_m R_s}{n_s b \sigma T_c} - 1\right) \right] - \frac{V_m + I_m R_s}{R_{\text{SH}}} \quad (3)$$

式中:  $I_m$  是 PV 模块的输出电流;  $q$  是电子电荷;  $V_m$  是 PV 模块的输出电压;  $R_s$  和  $R_{\text{sh}}$  分别是 PV 模块的串联电阻和分流电阻。其中,  $I_L$  是 PV 模块的光生电流, 可以通过以下方式获取。

$$I_L = \frac{G}{G_0} [I_{\text{Lstc}} + K_{\text{sc}} (T_c - T_0)] \quad (4)$$

式中:  $G$  和  $G_0$  分别表示实际辐照值和标准辐照值;  $I_{\text{Lstc}}$  是标准测试条件下 PV 模块的光生电流;  $K_{\text{sc}}$  是短路电流系数因子;  $T_0$  是工作温度的标准值。

综上所述, 如图 2 所示, 由  $N_s \times N_p$  的 PV 模块所组成的 PV 阵列, 其输出电流可表示为如下形式。

$$I_a = N_p I_L - N_p I_o \left[ \exp\left(q \frac{V_a + \frac{N_s}{N_p} I_a R_s}{N_s n_s b \sigma T_c} - 1\right) \right] - \frac{V_a + \frac{N_s}{N_p} I_a R_s}{\frac{N_s}{N_p} R_{\text{SH}}} \quad (5)$$

式中,  $I_a$  和  $V_a$  分别表示 PV 阵列的输出电流和输出电压。

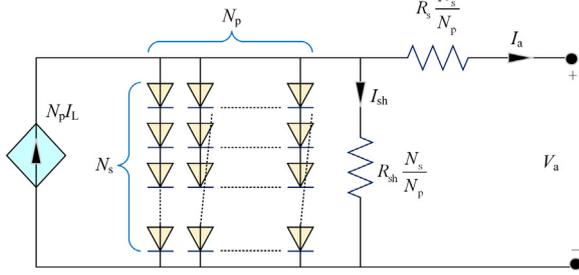


图 2 具有  $N_s \times N_p$  PV 模块的 PV 阵列等效电路

Fig. 2 Equivalent circuit of a PV array with  $N_s \times N_p$  modules

### 1.2 网状结构 PV 阵列建模

在传统的光伏阵列拓扑结构中，TCT拓扑已被证实，能在PSC下表现出最优异的性能。图3给出了  $10 \times 10$  的TCT连接PV阵列，其所有行都串联连接，每行并联10个这样的连接串。

$$V_D = \sum_{p=0}^9 V_{ap} \quad (6)$$

$$I_D = \sum_{q=0}^9 (I_{pq} - I_{(p+1)q}) = 0, \quad p = 0, 1, 2, \dots, 9 \quad (7)$$

式中： $V_D$  是总输出电压； $V_{ap}$  是第  $p$  行的最大电压； $I_D$  是总输出电流； $I_{pq}$  表示 PV 阵列在第  $p$  行和第  $q$  列的输出电流。

### 1.3 目标函数

本文同时考虑了两个相互矛盾的目标，即最大化功率输出和最小化功率输出与FR信号之间的功率偏差，其旨在提高光伏电站的发电效益，同时帮

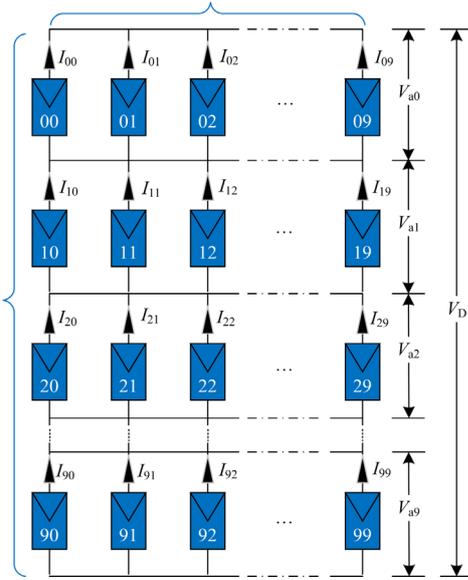


图 3  $10 \times 10$  TCT 连接的 PV 阵列

Fig. 3  $10 \times 10$  TCT connected arrays in a PV power plant

助平衡电力系统的电力干扰，从而提升整个区域电网的动态响应性能。第一个目标可转换为额定输出功率和平均输出功率之间的功率偏差  $f_1$  最小。第二个目标可转换为FR信号和功率输出之间的功率偏差  $f_2$  最小，同时还考虑了功率输出的峰谷差。因此，可构建目标函数如式(8)所示。

$$\begin{cases} \min f_1 = p_{pv}^{rate} - \frac{1}{T} \sum_{t \in T} P_{pv}(t) \\ \min f_2 = \frac{1}{T} \sum_{t \in T} |P_{FR}(t) - P_{pv}(t)| + \max_{t \in T} P_{pv}(t) - \min_{t \in T} P_{pv}(t) \end{cases} \quad (8)$$

式中： $p_{pv}^{rate}$  是光伏电站的额定输出功率； $T$  是 FR 的时间周期； $P_{pv}(t)$  是第  $t$  个时间段内 PV 阵列的功率输出； $P_{FR}(t)$  是第  $t$  个时间段内的 FR 信号。

### 1.4 约束条件

首先，OAR应满足电气开关状态约束，即每个 PV 阵列只能与同一列中的另一个 PV 阵列交换所在位置，如式(9)所示。

$$\begin{cases} s_{pq} \in \{0, 1, \dots, 9\}, p = 0, 1, \dots, 9; q = 0, 1, \dots, 9 \\ \bigcup_{p=0}^9 s_{pq} \in \{0, 1, \dots, 9\}, q = 0, 1, \dots, 9 \end{cases} \quad (9)$$

式中， $s_{pq}$  表示 PV 阵列在第  $p$  行和第  $q$  列的电气开关状态。

## 2 针对光伏阵列重构的 MOBO 和 VIKOR 设计

### 2.1 多目标黑猩猩算法设计

黑猩猩优化器(Bonobo Optimizer, BO)是一种智能的自适应启发式优化算法，其灵感来自于黑猩猩的社交行为和生殖策略。黑猩猩遵循裂变融合的社会策略，即黑猩猩通常会分成几个小组进行多种活动，而当需要完成某些特定的活动时，它们又聚集在一起，形成一个群体。

BO 与其他启发式算法相似，群体中的每只黑猩猩都被视为算法的一个解，群体中处于主导地位的黑猩猩称为  $\alpha$ -bonobo，即算法的最优解。在迭代过程中，当  $\alpha$ -bonobo 向有利于黑猩猩群体生存和繁殖方向改进时，称为正相位(Positive Phase, PP)，反之，则称为负相位(Negative Phase, NP)。当处于 PP 时，种群中的其他黑猩猩向  $\alpha$ -bonobo 靠近，而在 NP 的情况下，黑猩猩会尝试远离  $\alpha$ -bonobo，如图 4 所示。这种独特的策略被应用到 BO 中，以提高算法搜索机制的效率。值得注意的是，在黑猩猩群体中， $\alpha$ -bonobo 的地位不是一成不变的，即不能保证  $\alpha$ -bonobo 作为领导者的状态永远保持下去。如果在

迭代过程中发现当前黑猩猩比  $\alpha$ -bonobo 表现更为优秀, 则将  $\alpha$ -bonobo 的状态赋予当前黑猩猩。

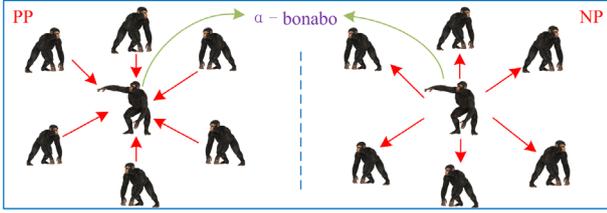


图 4 BO 算法原理图

Fig. 4 BO algorithm principle diagram

下面介绍 BO 的工作方式, 步骤如下:

#### 1) 初始化算法参数

正相位计数  $PP_c=0$ , 负相位计数  $NP_c=0$ , 相位变化  $cp=0$ , 群体外交配概率  $P_{xmg}=P_{xmg\_initial}$ , 相位概率  $P_p=0.5$ , 方向概率  $P_d=0.5$ , 相位变化量  $rcpp=0$ , 子种群因子  $tsgs_{factor} = tsgs_{factor\_initial}$ 。

#### 2) 使用裂变融合技术选择与 $i$ th-bonobo 交配的 $p$ th-bonobo

$p$ th-bonobo 的选择遵循如下规则: 从  $N-1$  大小的种群(不包含  $i$ th-bonobo)中随机选择非重复的黑猩猩组成大小为  $tsgs$ (介于 2 和  $tsgs_{factor}$  之间的任何值)的临时子种群。如果发现其适应度值比  $i$ th-bonobo 更好, 则将其最佳解作为  $p$ th-bonobo, 否则, 随机选择子种群中的黑猩猩作为  $p$ th-bonobo。 $tsgs$  的最大值通过式(10)计算。

$$tsgs_{max} = \text{maximum}(2, tsgs_{factor} \cdot N) \quad (10)$$

式中,  $N$  表示黑猩猩的种群大小。

#### 3) 使用不同的交配策略创建新的黑猩猩个体

当  $r_1 \leq P_p$  时, 使用如式(11)创建黑猩猩个体。

$$\begin{aligned} \text{new\_bonobo}_j = & \text{bonobo}_j^i + r_1 \cdot \text{scab} \cdot (\alpha_j^{\text{bonobo}} - \\ & \text{bonobo}_j^i) + (1 - r_1) \cdot \text{scsb} \cdot \text{flag} \cdot \\ & (\text{bonobo}_j^p - \text{bonobo}_j^i) \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $j$  表示决策变量;  $\text{bonobo}_j^i$ 、 $\alpha_j^{\text{bonobo}}$ 、 $\text{bonobo}_j^p$  分别表示第  $j$  个决策变量的  $i$ th-bonobo、 $\alpha$ -bonobo 和  $p$ th-bonobo, 分别使用  $\text{scab}$  和  $\text{scsb}$  表示  $\alpha$ -bonobo 和  $p$ th-bonobo 的共享系数; 参数  $\text{flag}$  选用两个不同的值: 1(表示混杂型交配)和-1(表示限制型交配);  $r_1$  表示(0, 1)范围内的随机数。

当  $r_1 > P_p$  时, 应用群体外交配策略产生新的黑猩猩个体。

#### 4) 更新黑猩猩群体和 $\alpha$ -bonobo

如果发现其后代在适应度值上优于父代, 或者观察到  $r_1 \leq P_{xmg}$ , 则将该子代作为新的黑猩猩群体。

此外, 如果发现后代中新创建的  $\text{new\_bonoboc}_i$  比  $\alpha$ -bonobo 更好, 则使用新创建  $\text{new\_bonoboc}_i$  替换  $\alpha$ -bonobo。

#### 5) 更新控制参数

如果在迭代过程中发现新获得的  $\alpha$ -bonobo 比之前的  $\alpha$ -bonobo 更好, 则按如下方式更新算法参数。

$$NP_c = 0, PP_c = PP_c + 1 \quad (12)$$

$$cp = \text{minimum}(0.5, PP_c \cdot \text{rcpp}) \quad (13)$$

$$P_{xgm} = P_{xgm\_initial}, P_p = 0.5 + cp, P_d = P_p \quad (14)$$

$$\begin{aligned} tsgs_{factor} = & \text{minimum}(tsgs_{factor\_max}, (tsgs_{factor\_initial} + \\ & PP_c \cdot \text{rcpp}^2)) \end{aligned} \quad (15)$$

$$tsgs_{factor\_initial} = 0.5 \cdot tsgs_{factor\_max} \quad (16)$$

否则, 按如下方式更新算法参数:

$$PP_c = 0, NP_c = NP_c + 1 \quad (17)$$

$$cp = -\text{minimum}(0.5, NP_c \cdot \text{rcpp}) \quad (18)$$

$$P_{xgm} = \text{minimum}(0.5, (P_{xgm\_initial}, NP_c \cdot \text{rcpp}^2)) \quad (19)$$

$$P_p = 0.5 + cp, P_d = P_p \quad (20)$$

$$\begin{aligned} tsgs_{factor} = & \text{maximum}(tsgs_{factor\_max}, (tsgs_{factor\_initial} - \\ & NP_c \cdot \text{rcpp}^2)) \end{aligned} \quad (21)$$

多目标黑猩猩优化器(Multi-objective Bonobo Optimizer, MOBO)启发自 NSGA-II 算法, 继承了 NSGA-II 非支配排序的概念, 通过 NSGA-II 算法为其种群分配等级, 并进行拥挤距离计算<sup>[27]</sup>, 然后将更新后的种群替换 BO 算法中的种群  $N$ , 依次进行迭代, 从而获取非支配解的 Pareto 前沿, 具体步骤如下:

(1) 基于 NSGA-II 排序方案对规模为  $N$  的种群进行非支配解排序。首先从现有的支配解中找到所有非支配解, 将其设为等级 1。然后, 忽略这些已标记的非支配个体, 再次从现有的支配解中寻找非支配解, 并将其分配为等级 2。依次类推, 直到整个种群分配完成。

(2) 进行拥挤距离计算。拥挤距离是第  $i$  个解决方案的相邻解决方案(即第  $i-1$  个和第  $i+1$  个解决方案)形成的矩形周长。拥挤距离的计算保证了种群多样性。

(3) 基于前面获得的非支配解排序和拥挤距离, 进行拥挤距离比较。如果两个个体的非支配排序不同, 则序号较小的个体获胜; 如果两个个体在同一分配等级, 则拥挤距离较大的个体获胜。

(4) 将新创建的子代黑猩猩群体与父代合并组成大小为  $2N$  的种群, 并基于上述非支配解排序和

拥挤距离比较, 从组合种群  $2N$  中确定大小为  $N$  的种群。

接下来, 我们将介绍 MOBO 和 OAR 之间的设计过程。

### 2.1.1 约束处理

为了满足等式(9)中的电气开关约束。本文为每列 PV 阵列分配 0 到 9 之间的不同数字。在这项工作中, 将根据当前解的顺序重新排序这些数字。对于第  $q$  列, 可以按以下方式更新该列 PV 阵列的序号。

$$s_{pq} = \text{Rank}(x_{pq}, x_q) \quad (22)$$

式中:  $x_{pq}$  表示第  $p$  行第  $q$  列数组的解;  $x_q$  表示第  $q$  列数组的矢量;  $\text{Rank}(x_{pq}, x_q)$  表示所有解  $x_q$  中  $x_{pq}$  的顺序, 其被设置为升序排列。

### 2.1.2 适应度函数

MOBO 的适应度函数设计如式(23)所示。

$$\begin{cases} F_1 = \min f_1 \\ F_2 = \min f_2 \end{cases} \quad (23)$$

值得注意的是, 在优化过程中, 式(23)需要满足式(9)和式(22)中的约束条件。

## 2.2 VIKOR 设计

基于 VIKOR, 可以从 MOBO 所获得的 Pareto 前沿中确定最佳折衷解。VIKOR 的设计过程如下所示。

步骤 1) 根据所获得的 Pareto 前沿确定正理想解和负理想解, 如下式所示。

$$\begin{cases} y^+ = \{y_1^+, y_2^+\} \\ y^- = \{y_1^-, y_2^-\} \end{cases} \quad (24)$$

$$\begin{cases} y_j^+ = \min_{i=1,2,\dots,n} y_j^i, j=1,2 \\ y_j^- = \max_{i=1,2,\dots,n} y_j^i, j=1,2 \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $y^+$  和  $y^-$  分别表示正理想解和负理想解;  $y_j^i$  是第  $i$  个 Pareto 解所对应的第  $j$  个目标函数的值。

步骤 2) 计算每个备选 Pareto 解的群效用值和个体遗憾值, 如下式所示。

$$GU_i = \sum_{j=1,2} \omega_j \frac{y_j^+ - y_j^i}{y_j^+ - y_j^-}, i=1,2,\dots,n \quad (26)$$

$$IR_i = \max_{j=1,2} (\omega_j \frac{y_j^+ - y_j^i}{y_j^+ - y_j^-}), i=1,2,\dots,n \quad (27)$$

式中:  $\omega_j$  是第  $j$  个目标函数的权重系数;  $GU_i$  和  $IR_i$  分别是第  $i$  个 Pareto 解的群体效用值和个体遗憾值。

步骤 3) 计算每个备选 Pareto 解的综合评价价值, 如下式所示。

$$Q_i = \theta \cdot \frac{GU_i - GU^+}{GU^- - GU^+} + (1 - \theta) \cdot \frac{IR_i - IR^+}{IR^- - IR^+} \quad (28)$$

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

$$\begin{cases} GU^+ = \min_{i=1,2,\dots,n} GU_i \\ GU^- = \max_{i=1,2,\dots,n} GU_i \end{cases} \quad (29)$$

$$\begin{cases} IR^+ = \min_{i=1,2,\dots,n} IR_i \\ IR^- = \max_{i=1,2,\dots,n} IR_i \end{cases} \quad (30)$$

式中:  $Q_i$  是第  $i$  个 Pareto 解的综合评价价值;  $GU^+$  和  $GU^-$  分别是最大和最小群体效用值;  $IR^+$  和  $IR^-$  分别表示 Pareto 解的最大和最小个体遗憾值;  $\theta$  表示群体效用的权重系数。

步骤 4) 根据综合评价价值确定最佳折衷解, 如式(31)所示。

$$x_{\text{best}} = \arg \min_{i=1,2,\dots,n} Q_i(x_i^*) \quad (31)$$

式中:  $x_i^*$  表示第  $i$  个 Pareto 解;  $x_{\text{best}}$  表示最佳折衷解。

## 2.3 执行程序

表 1 给出了针对 OAR 的 MOBO 和 VIKOR 的执行过程, 其中,  $k$  表示 MOBO 的第  $k$  次迭代, 而  $k_{\text{max}}$  是其最大迭代次数。

表 1 针对 OAR 的 MOBO 和 VIKOR 的具体执行过程

Table 1 Execution procedure of MOBO and VIKOR for OMAR

1: 输入实时天气情况;
2: 初始化MOBO和VIKOR的参数;
3: 基于式(22)和初始化MOBO的种群N;
4: 设置 $k=1$ ;
5: WHILE $k \leq k_{\text{max}}$
6: 通过式(1)一式(8)和式(23)计算所有搜索个体的适应度函数;
7: 选择非支配的个体;
8: 实施MOBO优化;
9: 更新所有搜索个体的解决方案;
10: 设置 $k=k+1$ ;
11: END WHILE
12: 输出OAR的最佳Pareto前沿;
13: 使用式(24)一式(31)确定最佳折衷解;
14: 在下一个时间段, 重新执行步骤1)到步骤13)。

## 3 算例分析

本文引入了具有 30 个相同子系统的 30 MW PV 电站, 以评估所提方法的性能, 每个子系统均由  $10 \times 10$  的 TCT PV 阵列组成, 其参数取自参考文献 [28], 其中光伏模块的主要参数详见表 2。所有 PV 阵列的工作温度均设置为  $25^\circ\text{C}$ , 每个子系统在 15 min 内的辐照度分布如图 5 所示。

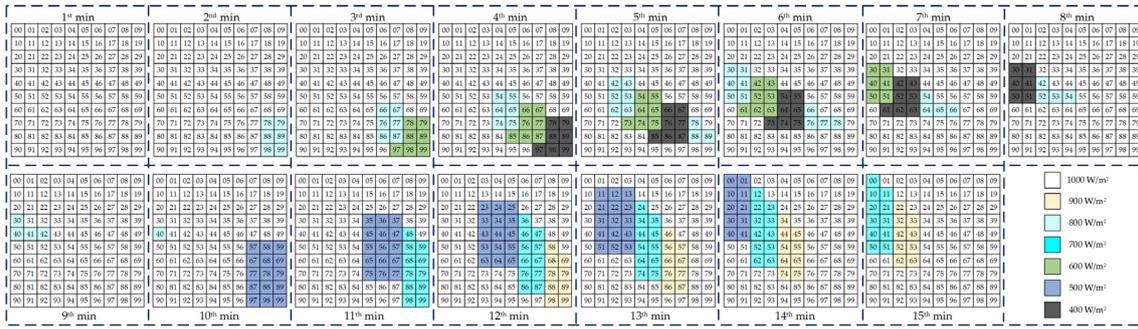


图 5 PV 电站每个子系统的辐照度分布

Fig. 5 Irradiation distribution for each sub-system of the PV power plant

表 2 PV 模块的主要参数

Table 2 Main parameters of each PV module

参数	数值
光伏模块并联的串数	10
每串光伏模块串联的模块数	5
每个模块的光伏电池数量	60
每个模块的最大功率	200.039 W
每个模块的开路电压	36 V
每个模块的短路电流	7.75 A
每个模块的最大功率点电压	28.7 V
每个模块的最大功率点电流	6.97 A

算法参数均会对算法寻优性能造成影响, 为快速获取多目标函数的最优 Pareto 前沿, 所有算法在满足优化精度的同时, 还需要尽可能减小计算迭代次数。因此, 本文经过多次仿真试错分析设置算法的较优参数。其中, MOBO 的两个关键参数: 种群大小和最大迭代次数分别设置为  $N=200$  和  $k_{max}=100$ 。为了体现对每个目标函数的公平性, VIKOR 的所有权重系数均设置为  $\omega_j = 0.5$ 。所有仿真均在 Matlab R2020a 平台上进行。

### 3.1 恒定调频信号

在此项研究中, 采用恒定的 FR 信号  $P_{FR}(t) = 28 \text{ MW}$  来测试所提方法的性能。通过 MOBO 重构后的 PV 阵列最优解如图 6 所示。显然, 原始的集

中阴影区域(参见图 5)被有效地分配到了不同行, 使得不同行之间的电流差显著减小, 极大地提升了 PV 阵列的输出功率。图 7 给出了经 MOBO 所获得的最佳 Pareto 前沿和 VIKOR 所确定的最佳折衷解。显然, MOBO 所获得的 Pareto 前沿可以在较大范围内平均分配, 而 VIKOR 可以客观地对每个目标函数进行非人为的决策。

图 8(a)给出了恒定 FR 信号下, PV 电站的功率输出结果, 图 8(b)给出了无优化情况和经 MOBO 优化所获得的功率输出结果。首先, 从图 8(a)可以看出, 与无优化情况相比, 通过本文所提方法获得的功率输出更接近 FR 信号。同时, 如图 8(b)所示, 相较于无优化情况, 通过本文所提方法获得的 PV 电站的输出功率更高。

图 9 给出了恒定 FR 信号下, 所提方法与无优化情况之间的结果比较。分析表明, 相较于无优化情况, 通过本文所提方法获得的两个目标函数的功率偏差值更小, 可分别减少 48.90%和 35.55%。

### 3.2 时变调频信号

在此项研究中, 设计各种时变的 FR 信号来评估所提出方法的性能, 其中 FR 信号可以表示为

$$P_{FR}(t) = \begin{cases} 28, & 0 \text{ min} \leq t < 5 \text{ min} \\ 22, & 5 \text{ min} \leq t < 10 \text{ min} \\ 26, & 10 \text{ min} \leq t < 15 \text{ min} \end{cases} \quad (32)$$

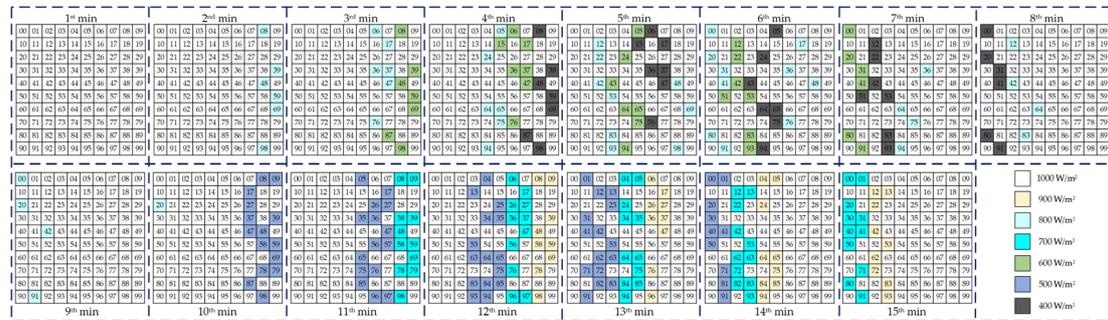


图 6 恒定调频信号下, 基于 MOBO 重构的 PV 阵列最优解

Fig. 6 Optimal solution of PV array reconfiguration by MOBO with constant FR signal

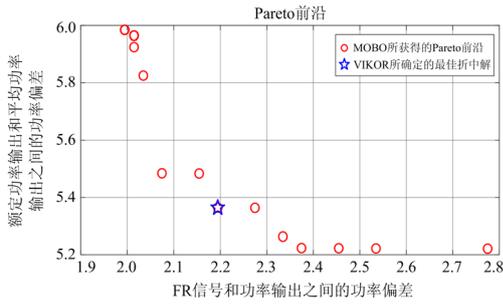
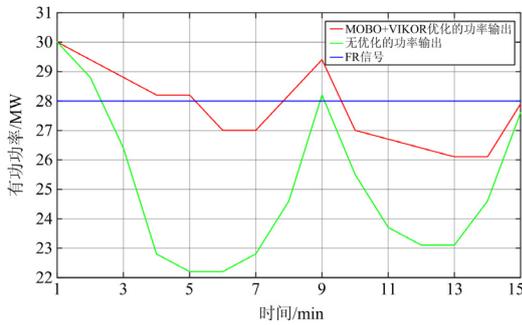
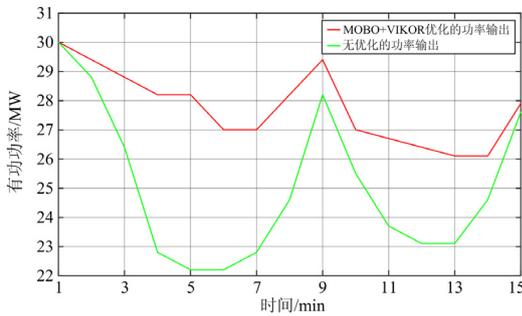


图 7 恒定 FR 信号下, MOBO 所获得的最佳 Pareto 前沿和 VIKOR 所确定的最佳折衷解

Fig. 7 Optimal Pareto front by MOBO and best compromise solution by VIKOR on a constant FR signal



(a) 恒定FR信号下, PV电站的功率输出结果



(b) 优化情况及经MOBO优化和VIKOR所确定的最佳折衷解所对应的功率输出结果

图 8 恒定 FR 信号下, 基于所提方法的最佳功率输出及无优化情况下的功率输出

Fig. 8 Optimal power outputs of the proposed method and that without optimization on a constant FR signal

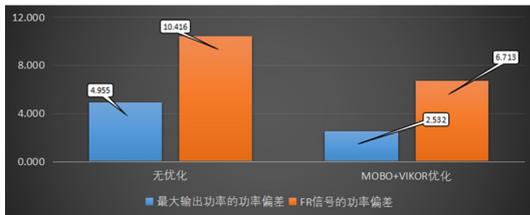


图 9 恒定 FR 信号下, 所提方法与无优化情况之间的结果比较

Fig. 9 Result comparison between proposed method and that without optimization on a constant FR signal

图 10 给出了时变的 FR 信号下, 由 MOBO 所获得的最优 Pareto 前沿及经 VIKOR 所确定的最佳折衷解。由图 10 可知, 通过 MOBO 所获得的 Pareto 前沿可以有效覆盖两个目标函数的分布范围。此外, VIKOR 可以从所获得的 Pareto 前沿中客观地确定最佳折衷解。

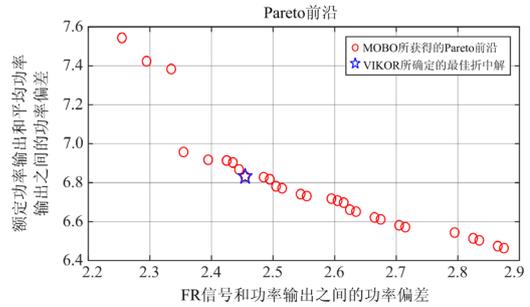
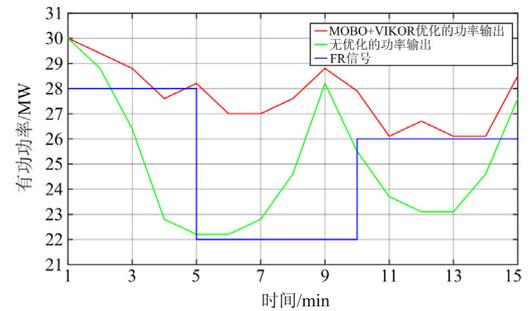


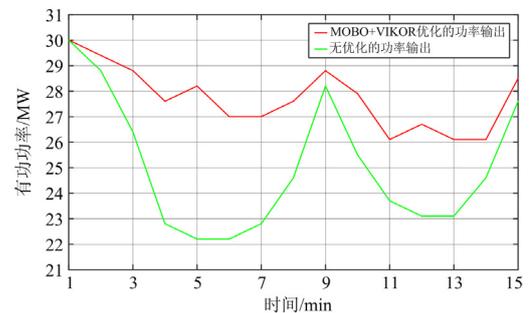
图 10 时变 FR 信号下, MOBO 所获得的最佳 Pareto 前沿和 VIKOR 所确定的最佳折衷解

Fig. 10 Optimal Pareto front by MOBO and best compromise solution by VIKOR on the varying FR signals

图 11(a)给出了时变 FR 信号下系统的功率输出结果。与无优化情况的功率输出相比, 本文所提方法获得的功率输出更接近时变 FR 信号, 特别是在  $0 \text{ min} \leq t < 5 \text{ min}$  和  $10 \text{ min} \leq t < 15 \text{ min}$  时间段内。



(a) 时变FR信号下, PV电站的功率输出结果



(b) 无优化情况及经MOBO优化和VIKOR所确定的最佳折衷解所对应的功率输出结果

图 11 时变 FR 信号下, 基于所提方法的最佳功率输出及无优化情况下的功率输出

Fig. 11 Optimal power outputs of the proposed method and that without optimization on the varying FR signals

图 12 给出了时变 FR 信号下, 所提方法与无优化情况之间的功率输出结果比较。该结果表明, 与无优化情况相比, 所提方法可以显著减小两个目标函数的功率偏差。通过本文所提方法获得的功率偏差分别仅为无优化情况下的 51.10%和 64.45%。

通过 MOBO 重构后的 PV 阵列如图 13 所示。比较图 5 和图 13 之间的阴影可知, MOBO 可以通过将集中式阴影分散到不同的行来提高 PV 阵列的输出功率。



图 12 时变 FR 信号下, 所提方法与无优化情况之间的结果比较

Fig. 12 Result comparison between proposed method and that without optimization on the varying FR signals

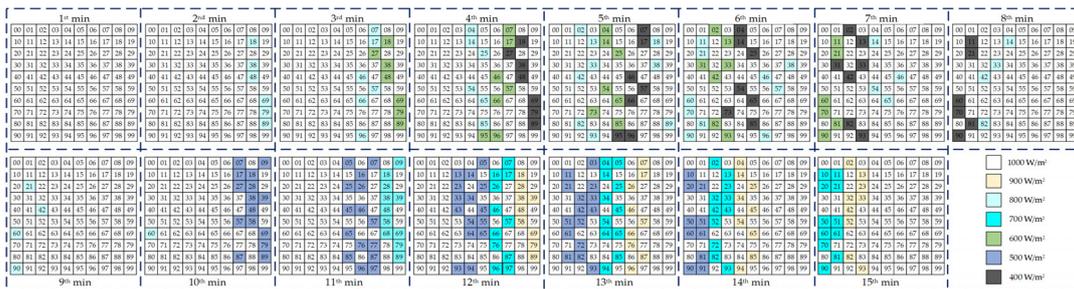


图 13 变化调频信号下, 基于 MOBO 重构后的 PV 阵列最优解

Fig. 13 Optimal solution of PV array reconfiguration by MOBO with varying FR signal

#### 4 结论

本文提出了一种新型的 PV 电站最优阵列重构参与电网调频的方法, 致力于提升整个区域电网的动态响应性能。其主要贡献可归纳如下:

(1) 所构建的 OAR 不仅可以在各种阴影条件下进行 PV 阵列重构以实现光伏电站的最大功率输出, 还进一步考虑了频率信号的影响, 可以显著提高 PV 电站运行的经济性和所连接的电网运行的安全性。

(2) 所提 MOBO 可以有效地为 OAR 找到高质量的 Pareto 前沿, 因此光伏电站的调度员可以根据实际需求选择高质量的最优调度方案, 以满足实际运行的需要。

(3) VIKOR 的设计可以从所获得的 Pareto 前沿中客观地确定最佳折衷解, 可同时提高 PV 电站运行的经济性和安全性。

未来的研究将考虑把本文所提方法应用到小型光伏电站的微控制器中, 以测试其硬件实施的可行性。

#### 参考文献

[1] 孙立明, 杨博. 蓄电池/超导混合储能系统非线性鲁棒分数阶控制[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(22): 76-83.  
SUN Liming, YANG Bo. Nonlinear robust fractional-order control of battery/SMES hybrid energy storage systems[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(22): 76-83.

[2] 李欣悦, 李凤婷, 尹纯亚, 等. 直流双极闭锁故障下送端系统暂态过电压计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(1): 1-8.  
LI Xinyue, LI Fengting, YIN Chunya, et al. Transient overvoltage calculation method of HVDC sending-end system under DC bipolar blocking[J]. Power System Protection and Control, 2020, 49(1): 1-8.

[3] 张伟晨, 熊永新, 李程昊, 等. 基于改进 VDCOL 的多馈入直流系统连续换相失败抑制及协调恢复[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(13): 63-72.  
ZHANG Weichen, XIONG Yongxin, LI Chenghao, et al. Continuous commutation failure suppression and coordinated recovery of multi-infeed DC system based on improved VDCOL[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(13): 63-72.

[4] 陈磊, 何慧雯, 王磊, 等. 基于限流器与断路器协调的混合直流输电系统故障隔离方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19): 119-127.  
CHEN Lei, HE Huiwen, WANG Lei, et al. Fault isolation method of a hybrid HVDC system based on the coordination of a fault current limiter and a DC circuit breaker[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 119-127.

[5] 赵帅旗, 肖辉, 刘忠兵, 等. 基于 CSA-IP&O 的局部遮阴下光伏最大功率点追踪[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 26-32.  
ZHAO Shuaiqi, XIAO Hui, LIU Zhongbing, et al. Photovoltaic maximum power point tracking under partial shading based on CSA-IP&O[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 26-32.

[6] SHANG L Q, ZHU W W, LI P W, et al. Maximum power

- point tracking of PV system under partial shading conditions through flower pollination algorithm[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(4): 400-406.
- [7] FATHY A. Butterfly optimization algorithm based methodology for enhancing the shaded photovoltaic array extracted power via reconfiguration process[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 220.
- [8] 卢泉, 韦雪菲, 张玉, 等. 局部阴影情况下不同结构光伏阵列输出特性研究[J]. 太阳能学报, 2019, 40(4): 1003-1010.  
LU Quan, WEI Xuefei, ZHANG Yu, et al. Research on output characteristics of photovoltaic arrays with different structures under partial shading[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(4): 1003-1010.
- [9] VENKATESWARI R, RAJASEKAR N. Power enhancement of PV system via physical array reconfiguration based Lo Shu technique[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 215.
- [10] SATPATHY P R, SHARMA R. Power and mismatch losses mitigation by a fixed electrical reconfiguration technique for partially shaded photovoltaic arrays[J]. Energy Conversion and Management, 2019, 192: 52-70.
- [11] MADHANMOHAN V P, SALEEM A, NANDAKUMAR M. An algorithm for enhanced performance of photovoltaic array under partial shading condition[J]. IEEE Access, 2020, 8: 176947-176959.
- [12] HOROUFIANY M, GHANDEHARI R. Optimization of the Sudoku based reconfiguration technique for PV arrays power enhancement under mutual shading conditions[J]. Solar Energy, 2018, 159: 1037-1046.
- [13] RANI B I, ILANGO G S, NAGAMANI C. Enhanced power generation from PV array under partial shading conditions by shade dispersion using Su Do Ku configuration[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4: 594-601.
- [14] YADAV A S, PACHAURI R K, CHAUHAN Y K, et al. Performance enhancement of partially shaded PV array using novel shade dispersion effect on magic-square puzzle configuration[J]. Solar Energy, 2017, 144: 780-797.
- [15] SAHU H S, NAYAK S K. Extraction of maximum power from a PV array under nonuniform irradiation conditions[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2016, 63(12): 4825-4831.
- [16] NASIRUDDIN I, KHATOON S, JALIL M F, et al. Shade diffusion of partial shaded PV array by using odd-even structure[J]. Solar Energy, 2019, 181: 519-529.
- [17] 海涛, 闻科伟, 胡翔, 等. 基于RBF神经网络的光伏动态重组系统[J]. 电源技术, 2017, 41(11): 1571-1574.  
HAI Tao, WEN Kewei, HU Xiang, et al. Reconfiguration approach based on RBF neural network for PV arrays system[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2017, 41(11): 1571-1574.
- [18] BABU T S, RAM J P, DRAGIČEVIĆ T, et al. Particle swarm optimization based solar PV array reconfiguration of the maximum power extraction under partial shading conditions[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 74-85.
- [19] FATHY A. Recent meta-heuristic grasshopper optimization algorithm for optimal reconfiguration of partially shaded PV array[J]. Solar Energy, 2018, 171: 638-651.
- [20] YOUSRI D, BABU T S, BALASUBRAMANIAN K, et al. Multi-objective grey wolf optimizer for optimal design of switching matrix for shaded PV array dynamic reconfiguration[J]. IEEE Access, 2020, 8: 159931-159946.
- [21] RAJAN N A, SHRIKANT K D, DHANALAKSHMI B, et al. Solar PV array reconfiguration using the concept of standard deviation and genetic algorithm[J]. Energy Procedia, 2017, 117: 1062-1069.
- [22] YOUSRI D, BABU T S, BESHRI E, et al. A robust strategy based on marine predators algorithm for large scale photovoltaic array reconfiguration to mitigate the partial shading effect on the performance of PV system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 112407-112426.
- [23] BABU T S, YOUSRI D, BALASUBRAMANIAN K. Photovoltaic array reconfiguration system for maximizing the harvested power using population-based algorithms[J]. IEEE Access, 2020, 8: 2169-3536.
- [24] XI L, CHEN J, HUANG Y, et al. Smart generation control based on multi-agent reinforcement learning with the idea of the time tunnel[J]. Energy, 2018, 153: 977-987.
- [25] 乌云娜, 胡勇. 基于模糊多准则妥协解排序法的光伏发电投资计划优选框架[J]. 电力建设, 2016, 37(2): 50-56.  
WU Yunna, HU Yong. Selection framework of photovoltaic power generation project investment plans based on fuzzy VIKOR method[J]. Electric Power Construction, 2016, 37(2): 50-56.
- [26] 范瑞祥, 尹国明, 苗洁蓉, 等. 基于参数辨识的光伏组件快速MPPT方法[J]. 太阳能学报, 2020, 41(2): 296-302.  
FAN Ruixiang, YIN Guoming, MIAO Jierong, et al. A quick MPPT method of PV panel based on parameter identification[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2020, 41(2): 296-302.
- [27] DAS A K, NIKUM A K, KRISHNAN S V, et al. Multi-objective bonobo optimizer (MOBO): an intelligent heuristic for multi-criteria optimization[J]. Knowledge and Information Systems, 2020, 62: 4407-4444.
- [28] ZHANG X S, LI C Z, LI Z L, et al. Optimal mileage-based PV array reconfiguration using swarm reinforcement learning[J]. Energy Conversion and Management, 2021, 225.

收稿日期: 2021-04-01; 修回日期: 2021-05-26

作者简介:

何廷一(1987—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电力系统分析、机网协调; E-mail: 584786940@qq.com

杨博(1988—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为新能源发电、储能系统优化与控制以及人工智能在智能电网中的应用; Email: yangbo\_ac@outlook.com

曹璞璘(1986—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 主要研究方向为电力系统继电保护。E-mail: pulincao@kust.edu.cn

(编辑 张爱琴)