



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116757406 A

(43) 申请公布日 2023. 09. 15

(21) 申请号 202310650786.0

G06F 18/23213 (2023.01)

(22) 申请日 2023.06.01

G06N 3/006 (2023.01)

(71) 申请人 国网湖北省电力有限公司荆州供电公司

地址 434000 湖北省荆州市沙市区共青路1号

申请人 武汉大学

(72) 发明人 李涛 吕雪涛 汪波 廖宜良 赵洁 王波

(74) 专利代理机构 荆州市亚德专利事务所(普通合伙) 42216

专利代理师 陈德斌

(51) Int. Cl.

G06Q 10/0631 (2023.01)

G06Q 50/06 (2012.01)

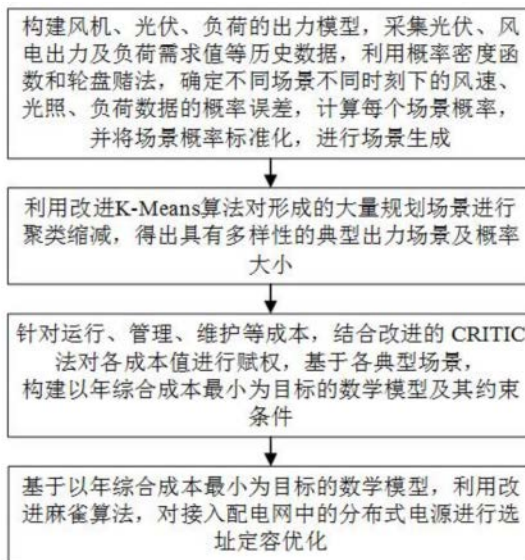
权利要求书5页 说明书12页 附图7页

(54) 发明名称

一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法

(57) 摘要

本发明涉及电力系统及其自动化技术领域,具体涉及一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法,包括以下步骤:步骤1、构建风机、光伏、负荷的出力模型,采集光伏、风电出力及负荷需求值等历史数据,利用概率密度函数和轮盘赌法,确定不同场景不同时刻下的风速、光照、负荷数据的概率误差,计算每个场景的概率,并将场景概率标准化,进行场景生成;步骤2、针对步骤1生成的较多场景,利用改进K-Means算法对形成的大量规划场景进行聚类缩减,得出具有多样性的典型出力场景及概率大小;步骤3、针对运行、管理、维护等成本,结合改进的CRITIC法对各成本值进行赋权,基于各典型场景,构建以年综合成本最小为目标的数学模型及其约束条件;步骤4、基于以年综合成本最小为目标的数学模型,利用改进麻雀算法,对接入配电网中的分布式电源进行选址定容优化。



1. 一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法,其特征在于:包括以下步骤:

步骤1、构建风机、光伏、负荷的出力模型,采集光伏、风电出力及负荷需求值等历史数据,利用概率密度函数和轮盘赌法,确定不同场景不同时刻下的风速、光照、负荷数据的概率误差,计算每个场景的概率,并将场景概率标准化,进行场景生成;

步骤2、针对步骤1生成的较多场景,利用改进K-Means算法对形成的大量规划场景进行聚类缩减,得出具有多样性的典型出力场景及概率大小;

步骤3、针对运行、管理、维护等成本,结合改进的CRITIC法对各成本值进行赋权,基于各典型场景,构建以年综合成本最小为目标的数学模型及其约束条件;

步骤4、基于以年综合成本最小为目标的数学模型,利用改进麻雀算法,对接入配电网中的分布式电源进行选址定容优化。

2. 根据权利要求1所述选址定容方法,其特征在于:所述步骤1中,构建风机、光伏、负荷的出力模型,采集光伏、风电出力及负荷需求值等历史数据,利用概率密度函数和轮盘赌法,确定不同场景不同时刻下的风速、光照、负荷数据的概率误差,计算每个场景的概率,并将场景概率标准化,进行场景生成。

3. 根据权利要求1所述选址定容方法,其特征在于:所述步骤2中,针对步骤1生成的较多场景,利用改进K-Means算法对形成的大量规划场景进行聚类缩减,得出具有多样性的典型出力场景及概率大小,具体步骤如下:

第2.1步:在场景集中任意选取 $M'$ 个,并当作初始聚类中心, $M'$ 表示初步保留的场景个数, $M' = \sqrt{M/2}$ ,由于开方可能存在小数,因此 $M'$ 最终取整数;

第2.2步:计算每个场景数据与 $M'$ 个聚类中心的欧式距离,根据距离大小判断其所属于的簇类,并将各簇中所有数据的概率相加作为各簇聚类中心的概率;

第2.3步:对各簇中的数据平均化处理,得到新的聚类中心点;

第2.4步:计算新、旧聚类中心之间的距离,若小于某个阈值,通常取0.01,则说明算法收敛,继续执行;否则,替换聚类中心并返回第2.2步继续迭代;

第2.5步:对上述的聚类中心,计算各自对应的概率值 $P$ ,为了后续分析方便,首先计算聚类中心 $i$ 和 $j$ 的距离,即场景距离,表示为 $D_T(i, j)$ , $i, j = 1, 2, \dots, M', i \neq j$ ;

第2.6步:利用如下公式在场景集中找出唯一的场景 $r$ ,使其与场景 $k$ 最近:

$$D_{Tk,r} = mD_{Tk,l}$$

式中, $l$ 和 $k$ 均为任意一个场景,但二者不为同一个, $k$ 遍历整个场景集;

第2.7步:需要进一步在场景中找到唯一的场景 $d$ ,使得 $P_{Dd} = \min P_{Dk,r}$ ,其中 $P_{Dk,r} = P(k) \cdot D_{Tk,r}$ ;

第2.8步:接下来需要删除根据步骤第2.7步找到的场景 $d$ ,同时需要注意将其概率加到场景 $k$ 上;

第2.9步:判断最终保留的场景个数是否等于 $N$ ,如果相等,输出最终聚类的场景,否则返回步骤第2.6步进行迭代;

第2.10步:判断最终保留的场景个数是否等于 $N$ ,如果相等,输出最终聚类的场景,否则返回步骤第2.6步进行迭代。

4. 根据权利要求1所述选址定容方法,其特征在于:所述步骤3中,针对运行、管理、维护等成本,基于各典型场景,结合改进的CRITIC法对各成本值进行赋权,构建以年综合成本最小为目标的数学模型及其约束条件;

将各指标的信息熵融入CRITIC法,得到各指标的客观权重 $\beta_i$ ;

$$\beta_i = \frac{G_i + (1 - H_i) \sum_{j=1}^n (1 - \rho_{ij})}{\sum_{i=1}^n \left[ G_i + (1 - H_i) \sum_{j=1}^n (1 - \rho_{ij}) \right]}$$

式中, $G_i$ 为指标i的信息量,数值越大,表明该指标越重要,相应赋权应该越大; $\rho_{ij}$ 为信息量; $H_i$ 为各个指标的信息熵;

本实施案例中,目标函数如下:

$$\min F_1^{\text{up}} = \alpha C_{\text{inv}} + \beta C_m + \lambda C_{\text{ope}}$$

其中 $C_{\text{inv}}$ 、 $C_m$ 、 $C_{\text{ope}}$ 分别表示配电公司的年投资、维护与运行成本, $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\lambda$ 为权重系数;本实施案例中,投资费用为:

$$C_{\text{inv}} = C_{\text{inv}}^{\text{WT}} + C_{\text{inv}}^{\text{PV}} + C_{\text{inv}}^{\text{Line}}$$

$$C_{\text{inv}}^{\text{WT}} = \gamma^{\text{WT}} \times \sum_{i \in \text{WT}} c_{\text{wt}} \times P_i^{\text{WT, rated}} \times \omega_s$$

$$C_{\text{inv}}^{\text{PV}} = \gamma^{\text{PV}} \times \sum_{j \in \text{PV}} c_{\text{pv}} \times P_j^{\text{PV, rated}} \times \omega_s$$

$$C_{\text{inv}}^{\text{Line}} = \gamma^{\text{Line}} \times \sum_{i \in D} c_{\text{line}} \times l_i \times \omega_s$$

$$\gamma^{\text{WT}} = \frac{d(1+d)^{\text{WT}}}{d(1+d)^{\text{WT}} - 1}$$

$$\gamma^{\text{PV}} = \frac{d(1+d)^{\text{PV}}}{d(1+d)^{\text{PV}} - 1}$$

$$\gamma^{\text{Line}} = \frac{d(1+d)^{\text{Line}}}{d(1+d)^{\text{Line}} - 1}$$

式中, $C_{\text{inv}}^{\text{WT}}$ 、 $C_{\text{inv}}^{\text{PV}}$ 、 $C_{\text{inv}}^{\text{Line}}$ 分别表示风电、光伏及线路投资费用, $\gamma^{\text{WT}}$ 、 $\gamma^{\text{PV}}$ 、 $\gamma^{\text{Line}}$ 分别表示各类型电源及线路的等年值投资系数, $c_{\text{wt}}$ 、 $c_{\text{pv}}$ 为单位DG容量投资成本, $c_{\text{line}}$ 为配电网线路单位长度造价(万元/km), $\omega_s$ 为场景s发生的概率, $l_i$ 为线路i的长度,WT、PV、Line分别为线路及各电源储能的全寿命周期, $P_i^{\text{WT, rated}}$ 、 $P_j^{\text{PV, rated}}$ 分别为各类型的电源在节点i、j的额定功率,d为年利率;

本实施案例中,年维护成本如下:

$$C_m = C_m^{\text{WT}} + C_m^{\text{PV}} + C_m^{\text{Line}}$$

$$C_m^{\text{WT}} = \sum_{i \in \text{WT}} c_m^{\text{WT}} \times P_i^{\text{WT, rated}} \times \omega_s$$

$$C_m^{Line} = \sum_{i \in WT} u_1 \times l_i \times \omega_s$$

$$C_m^{PV} = \sum_{j \in PV} c_m^{PV} \times P_j^{PV, rated} \times \omega_s$$

式中,  $C_m^{WT}$ 、 $C_m^{PV}$ 、 $C_m^{Line}$  为各类型电源及线路的年维护费用,  $c_m^{WT}$ 、 $c_m^{PV}$  为单位维护成本,  $u_1$  为单位线路运行维护费用;

本实施案例中, 年运行费用包含向上级电网的购电费用、网络损耗费用;

$$C_{yx} = C_{gd} + C_{loss}$$

$$C_{gd} = 365 \times \sum_{s=1}^{N_s} \omega_s \times \left( \sum_{t=1}^{24} C_{up,t} \times P_{s,t}^{sub} \right) \times \Delta t$$

$$C_{loss} = 365 \times \sum_{s=1}^{N_s} \omega_s \times \left( \sum_{t=1}^{24} \sum_{l \in \Omega_{line}} C_{loss} \times P_{l,s,t}^{loss} \right) \times \Delta t$$

$$P_{s,t}^{sub} = \sum_{i \in \Omega_{bus}} P_{i,s,t}^{TL} - P_{i,s,t}^{PV} - P_{i,s,t}^{WT}$$

$$P_{l,s,t}^{loss} = I_{l,s,t}^2 \times R_{line}$$

式中,  $C_{gd}$  表示购电费用,  $C_{loss}$  表示损耗费用,  $C_{up,t}$  为 t 时刻向上级电网的购电费用,  $P_{s,t}^{sub}$  表示上级电网在场景 s 下对配电网的有功供电功率,  $C_{loss}$  为单位网络损耗成本,  $P_{l,s,t}^{loss}$  为场景 s 下线路 l 的有功损耗。  $P_{i,s,t}^{TL}$ 、 $P_{i,s,t}^{PV}$ 、 $P_{i,s,t}^{WT}$  为节点 i 场景 s 下 t 时刻的常规负荷需求、光伏、风电有功出力。  $I_{l,s,t}$  为线路 l 在场景 s 下 t 时刻流过的电流,  $R_{line}$  为线路 l 的电阻;

本实施案例中, 约束条件为:

1) 可再生能源容量约束

$$\left( \sum_{i \in WT} P_i^{WT, rated} + \sum_{j \in PV} c_m^{PV} \times P_j^{PV, rated} \right) \leq \mu_s S^{sub}$$

$\mu_s$  为系统分布式可再生能源装机容量比例上限,  $S^{sub}$  为上级变电站的额定容量;

2) 待选节点安装容量约束

$$0 \leq P_{i,0}^{WT, rated} \leq P_i^{WT, max}$$

$$0 \leq P_{j,0}^{PV, rated} \leq P_j^{PV, max}$$

式中,  $P_{i,0}^{WT, rated}$ 、 $P_{j,0}^{PV, rated}$  为各节点安装的单位额定容量,  $P_i^{WT, max}$ 、 $P_j^{PV, max}$  为各分布式电源在相应节点中最大允许安装容量;

3) 功率平衡约束

$$P_{i,s,t}^{sub} + P_{i,s,t}^{DG} - P_{i,s,t}^{TL} = U_{i,s,t} \sum_{j=1}^{N_{bus}} U_{j,s,t} \left( G_{ij} \cos \theta_{ij,s,t} + B_{ij} \sin \theta_{ij,s,t} \right)$$

$$Q_{i,s,t}^{sub} + Q_{i,s,t}^{DG} - Q_{i,s,t}^{TL} = U_{i,s,t} \sum_{j=1}^{N_{bus}} U_{j,s,t} \left( G_{ij} \sin \theta_{ij,s,t} - B_{ij} \cos \theta_{ij,s,t} \right)$$

其中,  $U_{i,s,t}$  与  $U_{j,s,t}$  表示场景  $s$  时刻  $t$  下节点  $i, j$  电压;  $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  分别为节点导纳矩阵的实部和虚部;  $\theta_{ij,s,t}$  为场景  $s$  时刻  $t$  下节点  $i, j$  之间的相角差;

#### 4) 电压约束

接入DG后系统节点电压必须稳定在系统允许电压的最大值和最小值之间;

$$V_i^{\min} \leq V_{i,s,t} \leq V_i^{\max}$$

式中,  $V_i^{\max}$ 、 $V_i^{\min}$  表示节点  $i$  的电压最大值与最小值,  $V_{i,s,t}$  为场景  $s$  时刻  $t$  下节点  $i$  的电压值;

#### 5) DG渗透率约束

为减小节点电压、线路电流越限风险, 规定配电网接入DG的容量满足:

$$\sum_{i=1}^{n_{DG}} P_{DG-i} \leq \alpha\% \times \sum_{i=1}^{n_{load}} P_{load-i}$$

$$P_{DG-i} \leq \beta\% \times P_{load-i}$$

式中:  $P_{load-i}$  为第  $i$  个负荷点的最大负荷值。规定DG的总接入容量应小于系统最大负荷的  $\alpha\%$ , 并规定某节点DG的接入容量应小于该节点最大负荷的  $\beta\%$ 。

5. 根据权利要求1所述选址定容方法, 其特征在于: 所述步骤4基于以年综合成本最小为目标的数学模型, 利用改进麻雀算法, 对接入配电网中的分布式电源进行选址定容优化;

第4.1步: 设置参数: 设置种群的麻雀个数  $N$ 、个体包含的变量数  $d$ , 探索者初始比例以及感受到危险的麻雀个体数  $SD$ , 最大迭代次数  $M$ ;

第4.2步: 麻雀种群初始化: 随机生成麻雀种群中每个个体位置, 计算每个个体的适应值并排序, 找到适应值最佳和最差的个体;

第4.3步: 计算探索者占比, 确定探索者数量:

$$p_d = \alpha_1 / (\alpha_2 + \exp((10t - 5M) / M))$$

第4.4步: 对探索者位置进行更新:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \exp\left(\frac{-i}{\alpha M}\right) & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + QL & R_2 \geq ST \end{cases}$$

$$L = \text{ones}(1, d)$$

第4.5步: 对越界的变量进行处理:

$$X_{i,j} = \begin{cases} \begin{cases} ub - \mu(ub - lb) & \mu < rand \\ ub & \mu \geq rand \end{cases} & \text{if } x > ub \\ \begin{cases} lb + \mu(ub - lb) & \mu < rand \\ lb & \mu \geq rand \end{cases} & \text{if } x < lb \end{cases}$$

第4.6步: 对追随者进行位置更新, 同时对越界进行处理:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > n/2 \\ X_P^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_P^{t+1}| A^+ L & i \leq n/2 \end{cases}$$

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$$

第4.7步:随机选出SD个麻雀作为感受到危险的麻雀,对其位置更新:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{best}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \left[ \frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right] & f_i = f_g \end{cases}$$

第4.8步:再对种群进行选择、交叉、变异的遗传算法优化,并计算每个个体适应值并排序,找到适应值最佳和最差的个体;

第4.9步:判断迭代次数是否达到最大迭代次数,若达到则输出最佳个体位置和最佳适应值,若未达到转至步骤第4.3步。

## 一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于电力系统及其自动化技术领域,特别涉及一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法。

### 背景技术

[0002] 分布式电源(DG)定义为分布在负荷附近、就近接入配电网的小规模发电装置。DG因其清洁环保、发电成本小以及供电方式灵活等优点受到全世界范围内的关注。DG主要分为冷热电三联供、内燃机组发电、小型水力发电、光伏发电、风力发电、燃料电池等。根据CIGRE C6.11国际大电网会议配电与分布式发电专委会)工作报告,主动配电网定义为:可以综合控制DG的配电网,DG在其合理的监管环境和接入准则基础上承担对电网的支撑、调节作用。DG接入配电网会对配电网的运行产生影响,其影响程度与DG的安装位置和容量配置有关,因此,DG选址定容的问题是配电网规划的重要研究内容。

[0003] DG接入配电网改变了配电网原有的结构,使配电网复杂化,严重影响电网的运行和调度。传统电网单一供电的辐射性拓扑结构发生了改变,变成多电源供电系统,潮流的流向也发生了变化,并且DG在配电网中安装位置和容量的不同所造成的影响也有所差异。若DG规划的合理,则能够降低线路的传输功率、减小网络的有功损耗和提升系统的电压水平,使电网运行更加经济和可靠,反之会威胁配电网的安全运行。此外,DG出力的随机性,不仅增加了配电网的规划难度,还会加剧电网负荷的波动,进一步加剧电网电压的波动,恶化电能质量。

### 发明内容

[0004] 为解决上述背景技术的不足,并针对DG出力的随机性,本发明提出了一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法,以找到配网中安装分布式电源的最佳位置和容量,从而使配网综合成本最小化,并改善配电系统的有功损耗及电压质量。

[0005] 本发明的具体技术方案为一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法,具体包括以下步骤:

步骤1、构建风机、光伏、负荷的出力模型,采集光伏、风电出力及负荷需求值等历史数据,利用概率密度函数和轮盘赌法,确定不同场景不同时刻下的风速、光照、负荷数据的概率误差,计算每个场景的概率,并将场景概率标准化,进行场景生成;

步骤2、针对步骤1生成的较多场景,利用改进K-Means算法对形成的大量规划场景进行聚类缩减,得出具有多样性的典型出力场景及概率大小;

步骤3、针对运行、管理、维护等成本,结合改进的CRITIC法对各成本值进行赋权,基于各典型场景,构建以年综合成本最小为目标的数学模型及其约束条件;

步骤4、基于以年综合成本最小为目标的数学模型,利用改进麻雀算法,对接入配电网中的分布式电源进行选址定容优化。

[0006] 在上述选址定容方法中,步骤1构建风机、光伏、负荷的出力模型,采集光伏、风电

出力及负荷需求值等历史数据,利用概率密度函数和轮盘赌法,确定不同场景不同时刻下的风速、光照、负荷数据的概率误差,计算每个场景的概率,并将场景概率标准化,进行场景生成;

在上述选址定容方法中,步骤2针对步骤1生成的较多场景,利用改进K-Means算法对形成的大量规划场景进行聚类缩减,得出具有多样性的典型出力场景及概率大小,具体步骤如下:

第2.1步:在场景集中任意选取 $M'$ 个,并当作初始聚类中心, $M'$ 表示初步保留的场景个数, $M' = \sqrt{M/2}$ 。由于开方可能存在小数,因此 $M'$ 最终取整数;

第2.2步:计算每个场景数据与 $M'$ 个聚类中心的欧式距离,根据距离大小判断其所属于的簇类,并将各簇中所有数据的概率相加作为各簇聚类中心的概率;

第2.3步:对各簇中的数据平均化处理,得到新的聚类中心点;

第2.4步:计算新、旧聚类中心之间的距离,若小于某个阈值,通常取0.01,则说明算法收敛,继续执行;否则,替换聚类中心并返回第2.2步继续迭代;

第2.5步:对上述的聚类中心,计算各自对应的概率值 $P$ ,为了后续分析方便,首先计算聚类中心 $i$ 和 $j$ 的距离,即场景距离,表示为 $D_T(i, j)$ , $i, j=1, 2, \dots, M', i \neq j$ ;

第2.6步:利用如下公式在场景集中找出唯一的场景 $r$ ,使其与场景 $k$ 最近:

$$D_{Tk,r} = mD_{Tk,l}$$

式中, $l$ 和 $k$ 均为任意一个场景,但二者不为同一个, $k$ 遍历整个场景集;

第2.7步:需要进一步在场景中找到唯一的场景 $d$ ,使得 $P_{dd} = \min P_{Dk,r}$ ,其中 $P_{Dk,r} = P(k) \cdot D_{Tk,r}$ ;

第2.8步:接下来需要删除根据步骤第2.7步找到的场景 $d$ ,同时需要注意将其概率加到场景 $k$ 上;

第2.9步:判断最终保留的场景个数是否等于 $N$ 。如果相等,输出最终聚类的场景,否则返回步骤第2.6步进行迭代;

第2.10步:判断最终保留的场景个数是否等于 $N$ 。如果相等,输出最终聚类的场景,否则返回步骤第2.6步进行迭代。

[0007] 在上述选址定容方法中,步骤3针对运行、管理、维护等成本,基于各典型场景,结合改进的CRITIC法对各成本值进行赋权,构建以年综合成本最小为目标的数学模型及其约束条件;

将各指标的信息熵融入CRITIC法,得到各指标的客观权重 $\beta_i$ ;

$$\beta_i = \frac{G_i + (1 - H_i) \sum_{j=1}^n (1 - \rho_{ij})}{\sum_{i=1}^n \left[ G_i + (1 - H_i) \sum_{j=1}^n (1 - \rho_{ij}) \right]}$$

式中, $G_i$ 为指标 $i$ 的信息量,数值越大,表明该指标越重要,相应赋权应该越大; $\rho_{ij}$ 为信息量; $H_i$ 为各个指标的信息熵;

本实施案例中,目标函数如下:

$$\min F_1^{\text{up}} = \alpha C_{\text{inv}} + \beta C_m + \lambda C_{\text{ope}}$$

其中 $C_{\text{inv}}$ 、 $C_m$ 、 $C_{\text{ope}}$ 分别表示配电公司的年投资、维护与运行成本, $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\lambda$ 为权重系



数。

[0008] 本实施案例中,投资费用为:

$$C_{inv} = C_{inv}^{WT} + C_{inv}^{PV} + C_{inv}^{Line}$$

$$C_{inv}^{WT} = \gamma^{WT} \times \sum_{i \in WT} c_{wt} \times P_i^{WT, rated} \times \omega_s$$

$$C_{inv}^{PV} = \gamma^{PV} \times \sum_{j \in PV} c_{pv} \times P_j^{PV, rated} \times \omega_s$$

$$C_{inv}^{Line} = \gamma^{Line} \times \sum_{i \in D} c_{line} \times l_i \times \omega_s$$

$$\gamma^{WT} = \frac{d(1+d)^{WT}}{d(1+d)^{WT} - 1}$$

$$\gamma^{PV} = \frac{d(1+d)^{PV}}{d(1+d)^{PV} - 1}$$

$$\gamma^{Line} = \frac{d(1+d)^{Line}}{d(1+d)^{Line} - 1}$$

式中,  $C_{inv}^{WT}$ 、 $C_{inv}^{PV}$ 、 $C_{inv}^{Line}$  分别表示风电、光伏及线路投资费用,  $\gamma^{WT}$ 、 $\gamma^{PV}$ 、 $\gamma^{Line}$  分别表示各类型电源及线路的等年值投资系数,  $c_{wt}$ 、 $c_{pv}$  为单位DG容量投资成本,  $c_{line}$  为配电网线路单位长度造价(万元/km),  $\omega_s$  为场景s发生的概率,  $l_i$  为线路i的长度, WT、PV、Line分别为线路及各电源储能的全寿命周期,  $P_i^{WT, rated}$ 、 $P_j^{PV, rated}$  分别为各类型的电源在节点i、j的额定功率, d为年利率。

[0009] 本实施案例中,年维护成本如下:

$$C_m = C_m^{WT} + C_m^{PV} + C_m^{Line}$$

$$C_m^{WT} = \sum_{i \in WT} c_m^{WT} \times P_i^{WT, rated} \times \omega_s$$

$$C_m^{Line} = \sum_{i \in WT} u_1 \times l_i \times \omega_s$$

$$C_m^{PV} = \sum_{j \in PV} c_m^{PV} \times P_j^{PV, rated} \times \omega_s$$

式中,  $C_m^{WT}$ 、 $C_m^{PV}$ 、 $C_m^{Line}$  为各类型电源及线路的年维护费用,  $c_m^{WT}$ 、 $c_m^{PV}$  为单位维护成本,  $u_1$  为单位线路运行维护费用。

[0010] 本实施案例中,年运行费用包含向上级电网的购电费用、网络损耗费用;

$$C_{yx} = C_{gd} + C_{loss}$$

$$C_{gd} = 365 \times \sum_{s=1}^{N_s} \omega_s \times \left( \sum_{t=1}^{24} C_{up,t} \times P_{s,t}^{sub} \right) \times \Delta t$$

$$C_{loss} = 365 \times \sum_{s=1}^{N_s} \omega_s \times \left( \sum_{t=1}^{24} \sum_{l \in \Omega_{line}} C_{loss} \times P_{l,s,t}^{loss} \right) \times \Delta t$$

$$P_{s,t}^{sub} = \sum_{i \in \Omega_{bus}} P_{i,s,t}^{TL} - P_{i,s,t}^{PV} - P_{i,s,t}^{WT}$$

$$P_{l,s,t}^{loss} = I_{l,s,t}^2 \times R_{line}$$

式中,  $C_{gd}$  表示购电费用,  $C_{loss}$  表示损耗费用,  $C_{up,t}$  为t时刻向上级电网的购电费用,  $P_{s,t}^{sub}$  表示上级电网在场景s下对配电网的有功供电功率,  $C_{loss}$  为单位网络损耗成本,  $P_{l,s,t}^{loss}$  为场景s下线路l的有功损耗。  $P_{i,s,t}^{TL}$ 、 $P_{i,s,t}^{PV}$ 、 $P_{i,s,t}^{WT}$  为节点i场景s下t时刻的常规负荷需求、光伏、风电有功出力。  $I_{l,s,t}$  为线路l在场景s下t时刻流过的电流,  $R_{line}$  为线路l的电阻。

[0011] 本实施案例中, 约束条件为:

1) 可再生能源容量约束

$$\left( \sum_{i \in WT} P_i^{WT, rated} + \sum_{j \in PV} c_m^{PV} \times P_j^{PV, rated} \right) \leq \mu_s S^{sub}$$

$\mu_s$  为系统分布式可再生能源装机容量比例上限,  $S^{sub}$  为上级变电站的额定容量。

[0012] 2) 待选节点安装容量约束

$$0 \leq P_{i,0}^{WT, rated} \leq P_i^{WT, max}$$

$$0 \leq P_{j,0}^{PV, rated} \leq P_j^{PV, max}$$

式中,  $P_{i,0}^{WT, rated}$ 、 $P_{j,0}^{PV, rated}$  为各节点安装的单位额定容量,  $P_i^{WT, max}$ 、 $P_j^{PV, max}$  为各分布式电源在相应节点中最大允许安装容量。

[0013] 3) 功率平衡约束

$$P_{i,s,t}^{sub} + P_{i,s,t}^{DG} - P_{i,s,t}^{TL} = U_{i,s,t} \sum_{j=1}^{N_{bus}} U_{j,s,t} (G_{ij} \cos \theta_{ij,s,t} + B_{ij} \sin \theta_{ij,s,t})$$

$$Q_{i,s,t}^{sub} + Q_{i,s,t}^{DG} - Q_{i,s,t}^{TL} = U_{i,s,t} \sum_{j=1}^{N_{bus}} U_{j,s,t} (G_{ij} \sin \theta_{ij,s,t} - B_{ij} \cos \theta_{ij,s,t})$$

其中,  $U_{i,s,t}$  与  $U_{j,s,t}$  表示场景s时刻t下节点i, j电压;  $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  分别为节点导纳矩阵的实部和虚部;  $\theta_{ij,s,t}$  为场景s时刻t下节点i, j之间的相角差。

[0014] 4) 电压约束

接入DG后系统节点电压必须稳定在系统允许电压的最大值和最小值之间;

$$V_i^{\min} \leq V_{i,s,t} \leq V_i^{\max}$$

式中,  $V_i^{\max}$ 、 $V_i^{\min}$  表示节点i的电压最大值与最小值,  $V_{i,s,t}$  为场景s时刻t下节点i的电压值。

[0015] 5) DG渗透率约束

为减小节点电压、线路电流越限风险, 规定配电网接入DG的容量满足:

$$\sum_{i=1}^{n_{Dg}} P_{DG-i} \leq \alpha\% \times \sum_{i=1}^{n_{load}} P_{load-i}$$

$$P_{DG-i} \leq \beta\% \times P_{load-i}$$

式中:  $P_{load-i}$  为第i个负荷点的最大负荷值。规定DG的总接入容量应小于系统最大负荷的 $\alpha\%$ , 并规定某节点DG的接入容量应小于该节点最大负荷的 $\beta\%$ 。

[0016] 在上述选址定容方法中,步骤4基于以年综合成本最小为目标的数学模型,利用改进麻雀算法,对接入配电网中的分布式电源进行选址定容优化。

[0017] 第4.1步:设置参数:设置种群的麻雀个数 $N$ 、个体包含的变量数 $d$ ,探索者初始比例以及感受到危险的麻雀个体数 $SD$ ,最大迭代次数 $M$ ;

第4.2步:麻雀种群初始化:随机生成麻雀种群中每个个体位置,计算每个个体的适应值并排序,找到适应值最佳和最差的个体;

第4.3步:计算探索者占比,确定探索者数量:

$$p_d = \alpha_1 / (\alpha_2 + \exp((10t - 5M) / M))$$

第4.4步:对探索者位置进行更新:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \exp(\frac{-i}{\alpha M}) & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + QL & R_2 \geq ST \end{cases}$$

$$L = \text{ones}(1, d)$$

第4.5步:对越界的变量进行处理:

$$X_{i,j} = \begin{cases} \begin{cases} ub - \mu(ub - lb) & \mu < rand \\ ub & \mu \geq rand \end{cases} & \text{if } x > ub \\ \begin{cases} lb + \mu(ub - lb) & \mu < rand \\ lb & \mu \geq rand \end{cases} & \text{if } x < lb \end{cases}$$

第4.6步:对追随者进行位置更新,同时对越界进行处理:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}) & i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| A^+ L & i \leq n/2 \end{cases}$$

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$$

第4.7步:随机选出 $SD$ 个麻雀作为感受到危险的麻雀,对其位置更新:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{best}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \left[ \frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right] & f_i = f_g \end{cases}$$

第4.8步:再对种群进行选择、交叉、变异的遗传算法优化,并计算每个个体适应值并排序,找到适应值最佳和最差的个体;

第4.9步:判断迭代次数是否达到最大迭代次数,若达到则输出最佳个体位置和最佳适应值,若未达到转至步骤第4.3步。

[0018] 现有技术相比,本发明技术方案的有益效果是:本发明考虑了分布式电源出力的不确定性,结合概率密度及改进K-Means等方法,更加有效地将不确定问题转换为确定问题。利用改进赋权方法,结合年综合成本,使得该发明更贴合实际应用。同时,在电源选址定容过程中,改进的麻雀算法具有寻优能力强,收敛速度快,运算时间短的优越性。

## 附图说明

- [0019] 图1:配电网分布式电源选址定容流程图;  
 图2:多场景生成流程图;  
 图3:基于改进K-Means的场景削减流程图;  
 图4:基于改进麻雀算法的流程图;  
 图5:电压优化前后对比图;  
 图6:电压优化前后损坏图;  
 图7:四种智能优化算法适应值随迭代次数变化图。

## 具体实施方式

[0020] 将结合本发明实施例对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0021] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0022] 下面结合具体实施例对本发明作进一步说明,但不作为本发明的限定。

[0023] 本发明的具体实施方式为涉及一种考虑不确定性的分布式电源接入配电网选址定容方法,具体为:

步骤1、构建风机、光伏、负荷的出力模型,采集光伏、风电出力及负荷需求值等历史数据,利用概率密度函数和轮盘赌法,确定不同场景不同时刻下的风速、光照、负荷数据的概率误差,计算每个场景的概率,并将场景概率标准化,进行场景生成;

本步骤中,将小范围内的误差干扰融入进每小时的实测数据,得到8760个概率综合场景作为样本集,风速、光照强度和负荷随机变量的表达式如下式:

$$\begin{cases} v_t = v_t^0 + k \cdot \Delta v_t \\ I_t = I_t^0 + k \cdot \Delta I_t \\ P_{L,t} = P_{L,t}^0 + k \cdot \Delta P_{L,t} \end{cases}$$

式中: $v_t$ 、 $I_t$ 和 $P_{L,t}$ 分别是加入误差干扰后的第t个场景的风速、光照强度和负荷数据, $t=1,2,\dots,8760$ ;  $v_t^0$ 、 $I_t^0$ 和 $P_{L,t}^0$ 分别是第t个场景实测的风速、光照强度和负荷数据; $k$ 为误差系数,取值为 $[-0.15,0.15]$ 之间的任意随机数; $\Delta v_t$ 、 $\Delta I_t$ 和 $\Delta P_{L,t}$ 分别是第t个场景的风速、光照强度和负荷数据误差值。

[0024] 依据上式,只需要得到每个小时风光荷数据的误差值,就可以生成大量的场景。以风速误差的生成为例,场景生成的具体过程如下:

第1.1步:结合风电、光伏及负荷出力模型,计算全年风速服从Weibull分布、光照强度和负荷服从的Beta分布和正态分布的相关参数,并将全年风速、光照及负荷误差服从相同的概率密度函数离散分为6个区间。风光荷均匀离散化的区间宽度分别为 $\sigma_{\Delta v}$ 、 $\sigma_{\Delta I}$ 和 $\sigma_{\Delta P_L}$ ,区间的概率密度 $\alpha_i$  ( $i=1,2,\dots,6$ )、 $\beta_i$ 和 $\gamma_i$ ;

第1.2步:采用轮盘赌的方式,在0到1之间生成一个随机数 $r$ ,从区间1开始依次判

断随机数与区间累计概率的大小,确定随机数 $r$ 所落在的区间置为1(即可确定选中的概率误差),其余区间置为0,以确定不同场景不同时段下的概率误差。第 $t$ 个场景的误差区间选择情况可以表示为:

$$\Delta_t = \{ \Delta v_{t,1}, \dots, \Delta v_{t,i}, \dots, \Delta v_{t,6}; \Delta I_{t,1}, \dots, \Delta I_{t,i}, \dots, \Delta I_{t,6}; \Delta P_{L,t,1}, \dots, \Delta P_{L,t,i}, \dots, \Delta P_{L,t,6} \}$$

式中:  $\Delta v_{t,i}$ ,  $\Delta I_{t,i}$  和  $\Delta P_{L,t,i}$  分别为第 $t$ 个场景中风光和负荷的误差选择区间,选中的区间取值为1,其余取0;

第1.3步:利用第1.1步,得到风光荷的综合场景,计算每个综合场景的概率,以第 $t$ 个场景 $S_t$ 为例:

$$\omega(S_t) = \sum_{i=1}^6 (\Delta v_{t,i} \cdot \alpha_i \cdot \sigma_{\Delta v}) \cdot \sum_{i=1}^6 (\Delta I_{t,i} \cdot \beta_i \cdot \sigma_{\Delta I}) \cdot \sum_{i=1}^6 (\Delta P_{L,t,i} \cdot \gamma_i \cdot \sigma_{\Delta P_L})$$

第1.4步:将每个场景的概率标准化:

$$P(S_t) = \omega(S_t) / \sum_{i=1}^{8760} \omega(S_i)$$

[0025] 步骤2、针对步骤1生成的较多场景,利用改进K-Means算法对形成的大量规划场景进行聚类缩减,得出具有多样性的典型出力场景及概率大小;

本步骤提出改进K-Means算法,假设初始场景个数为 $M$ ,算法具体步骤如下:

第2.1步:在场景集中任意选取 $M'$ 个,并当作初始聚类中心, $M'$ 表示初步保留的场景个数, $M' = \sqrt{M/2}$ ,由于开方可能存在小数,因此 $M'$ 最终取整数;

第2.2步:计算每个场景数据与 $M'$ 个聚类中心的欧式距离,根据距离大小判断其所属于的簇类,并将各簇中所有数据的概率相加作为各簇聚类中心的概率;

第2.3步:对各簇中的数据平均化处理,得到新的聚类中心点;

第2.4步:计算新、旧聚类中心之间的距离。若小于某个阈值,通常取0.01,则说明算法收敛,继续执行;否则,替换聚类中心并返回第2.2步继续迭代;

第2.5步:对上述的聚类中心,计算各自对应的概率值 $P$ 。为了后续分析方便,首先计算聚类中心 $i$ 和 $j$ 的距离,即场景距离,表示为 $D_T(i, j)$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, M', i \neq j$ ;

第2.6步:利用如下公式在场景集中找出唯一的场景 $r$ ,使其与场景 $k$ 最近:

$$D_{T_{k,r}} = \min D_{T_{k,l}}$$

式中, $l$ 和 $k$ 均为任意一个场景,但二者不为同一个, $k$ 遍历整个场景集;

第2.7步:需要进一步在场景中找到唯一的场景 $d$ ,使得 $P_{Dd} = \min P_{Dk,r}$ ,其中 $P_{Dk,r} = P(k) \cdot D_{T_{k,r}}$ ;

第2.8步:接下来需要删除根据步骤第2.7步找到的场景 $d$ ,同时需要注意将其概率加到场景 $k$ 上;

第2.9步:判断最终保留的场景个数是否等于 $N$ 。如果相等,输出最终聚类的场景,否则返回步骤第2.6步进行迭代;

第2.10步:判断最终保留的场景个数是否等于 $N$ 。如果相等,输出最终聚类的场景,否则返回步骤第2.6步进行迭代。

[0026] 为分析方便,将 $N$ 值范围限定为10、20和30,并采用加权误差平方和指标 $W_p$ 评价得

到最优N值,指标数值越小证明聚类效果越好,公式为:

$$W_p = N \cdot \sum_{m=1}^N \sum_{n \in C_m} |n - h_m|^2$$

式中: $C_m$ 为第m个簇; $n$ 和 $h_m$ 分别为 $C_m$ 中的个体和其对应的聚类中心。

[0027] 步骤3、针对运行、管理、维护等成本,基于各典型场景,结合改进的CRITIC法对各成本值进行赋权,构建以年综合成本最小为目标的数学模型及其约束条件;

本步骤中,假设各指标数据组成的评价矩阵为 $X = \{x_{i,j}\}_{n \times m}$ ,其中: $m$ 表示决策方案的个数, $n$ 为指标个数。利用负向指标正向化处理的一般公式,得到了正向化评价矩阵 $Y = \{y_{i,j}\}_{n \times m}$ ;其中, $y_{ij} = \max_{1 \leq j \leq m} \{x_{ij}\} - x_{ij}$ ,采用正则归一化的方式,得到标准矩阵 $Z$ ,公式如下:

$$z_{ij} = \frac{y_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m y_{ij}^2}}$$

本步骤中,采用CRITIC法计算各指标数据的标准差和指标间的相关系数,进而求得各指标所包含的信息量:

$$\begin{cases} s_i = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (z_{ij} - \bar{z}_i)^2} \\ \rho_{ij} = \text{cov}(Z_i, Z_j) / (s_i \cdot s_j) \\ G_i = s_i \cdot \sum_{j=1}^n (1 - \rho_{ij}) \end{cases}$$

式中: $\bar{z}_i, Z_i$ ,和 $Z_j$ 分别为矩阵 $Z$ 第 $i$ 行数据的均值、第 $i$ 行和第 $j$ 行的数据, $i, j = 1, 2, \dots, n$ ;  $\text{cov}(\cdot)$ 是不同变量数据之间的协方差; $G_i$ 为指标 $i$ 的信息量,数值越大,表明该指标越重要,相应赋权应该越大;

各个指标的信息熵:

$$H_i = -\frac{1}{\ln m} \sum_{j=1}^m \frac{z_{ij}}{\sum_{j=1}^m z_{ij}} \ln \frac{z_{ij}}{\sum_{j=1}^m z_{ij}} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

将各指标的信息熵融入CRITIC法,得到各指标的客观权重 $\beta_i$ :

$$\beta_i = \frac{G_i + (1 - H_i) \sum_{j=1}^n (1 - \rho_{ij})}{\sum_{i=1}^n \left[ G_i + (1 - H_i) \sum_{j=1}^n (1 - \rho_{ij}) \right]}$$

本实施案例中,目标函数如下:

$$\min F_1^{\text{up}} = \alpha C_{\text{inv}} + \beta C_m + \lambda C_{\text{ope}}$$

其中 $C_{\text{inv}}, C_m, C_{\text{ope}}$ 分别表示配电公司的年投资、维护与运行成本, $\alpha, \beta, \lambda$ 为权重系数。

本实施案例中,投资费用为:

$$C_{\text{inv}} = C_{\text{inv}}^{\text{WT}} + C_{\text{inv}}^{\text{PV}} + C_{\text{inv}}^{\text{Line}}$$

$$C_{inv}^{WT} = \gamma^{WT} \times \sum_{i \in WT} c_{wt} \times P_i^{WT, rated} \times \omega_s$$

$$C_{inv}^{PV} = \gamma^{PV} \times \sum_{j \in PV} c_{pv} \times P_j^{PV, rated} \times \omega_s$$

$$C_{inv}^{Line} = \gamma^{Line} \times \sum_{i \in D} c_{line} \times l_i \times \omega_s$$

$$\gamma^{WT} = \frac{d(1+d)^{WT}}{d(1+d)^{WT} - 1}$$

$$\gamma^{PV} = \frac{d(1+d)^{PV}}{d(1+d)^{PV} - 1}$$

$$\gamma^{Line} = \frac{d(1+d)^{Line}}{d(1+d)^{Line} - 1}$$

式中,  $C_{inv}^{WT}$ 、 $C_{inv}^{PV}$ 、 $C_{inv}^{Line}$  分别表示风电、光伏及线路投资费用,  $\gamma^{WT}$ 、 $\gamma^{PV}$ 、 $\gamma^{Line}$  分别表示各类型电源及线路的等年值投资系数,  $c_{wt}$ 、 $c_{pv}$  为单位DG容量投资成本,  $c_{line}$  为配电网线路单位长度造价(万元/km),  $\omega_s$  为场景s发生的概率,  $l_i$  为线路i的长度, WT、PV、Line分别为线路及各电源储能的全寿命周期,  $P_i^{WT, rated}$ 、 $P_j^{PV, rated}$  分别为各类型的电源在节点i、j的额定功率, d为年利率;

本实施案例中, 年维护成本如下:

$$C_m = C_m^{WT} + C_m^{PV} + C_m^{Line}$$

$$C_m^{WT} = \sum_{i \in WT} c_m^{WT} \times P_i^{WT, rated} \times \omega_s$$

$$C_m^{Line} = \sum_{i \in WT} u_l \times l_i \times \omega_s$$

$$C_m^{PV} = \sum_{j \in PV} c_m^{PV} \times P_j^{PV, rated} \times \omega_s$$

式中,  $C_m^{WT}$ 、 $C_m^{PV}$ 、 $C_m^{Line}$  为各类型电源及线路的年维护费用,  $c_m^{WT}$ 、 $c_m^{PV}$  为单位维护成本,  $u_l$  为单位线路运行维护费用;

本实施案例中, 年运行费用包含向上级电网的购电费用、网络损耗费用;

$$C_{yx} = C_{gd} + C_{loss}$$

$$C_{gd} = 365 \times \sum_{s=1}^{N_s} \omega_s \times \left( \sum_{t=1}^{24} C_{up,t} \times P_{s,t}^{sub} \right) \times \Delta t$$

$$C_{loss} = 365 \times \sum_{s=1}^{N_s} \omega_s \times \left( \sum_{t=1}^{24} \sum_{l \in \Omega_{line}} C_{loss} \times P_{l,s,t}^{loss} \right) \times \Delta t$$

$$P_{s,t}^{sub} = \sum_{i \in \Omega_{bus}} P_{i,s,t}^{TL} - P_{i,s,t}^{PV} - P_{i,s,t}^{WT}$$

$$P_{l,s,t}^{loss} = I_{l,s,t}^2 \times R_{line}$$

式中,  $C_{gd}$  表示购电费用,  $C_{loss}$  表示损耗费用,  $C_{up,t}$  为t时刻向上级电网的购电费用,  $P_{s,t}^{sub}$  表示上级电网在场景s下对配电网的有功供电功率,  $C_{loss}$  为单位网络损耗成本,  $P_{l,s,t}^{loss}$  为场景s下线路l的有功损耗。  $P_{i,s,t}^{TL}$ 、 $P_{i,s,t}^{PV}$ 、 $P_{i,s,t}^{WT}$  为节点i场景s下t时刻的常规负荷需求、光伏、风电有功出力。  $I_{l,s,t}$  为线路l在场景s下t时刻流过的电流,  $R_{line}$  为线路l的电阻。

[0028] 本实施案例中, 约束条件为:

1) 可再生能源容量约束

$$\left( \sum_{i \in WT} P_i^{WT, rated} + \sum_{j \in PV} c_m^{PV} \times P_j^{PV, rated} \right) \leq \mu_s S^{sub}$$

$\mu_s$  为系统分布式可再生能源装机容量比例上限,  $S^{sub}$  为上级变电站的额定容量。

[0029] 2) 待选节点安装容量约束

$$0 \leq P_{i,0}^{WT, rated} \leq P_i^{WT, max}$$

$$0 \leq P_{j,0}^{PV, rated} \leq P_j^{PV, max}$$

式中,  $P_{i,0}^{WT, rated}$ 、 $P_{j,0}^{PV, rated}$  为各节点安装的单位额定容量,  $P_i^{WT, max}$ 、 $P_j^{PV, max}$  为各分布式电源在相应节点中最大允许安装容量。

[0030] 3) 功率平衡约束

$$P_{i,s,t}^{sub} + P_{i,s,t}^{DG} - P_{i,s,t}^{TL} = U_{i,s,t} \sum_{j=1}^{N_{bus}} U_{j,s,t} (G_{ij} \cos \theta_{ij,s,t} + B_{ij} \sin \theta_{ij,s,t})$$

$$Q_{i,s,t}^{sub} + Q_{i,s,t}^{DG} - Q_{i,s,t}^{TL} = U_{i,s,t} \sum_{j=1}^{N_{bus}} U_{j,s,t} (G_{ij} \sin \theta_{ij,s,t} - B_{ij} \cos \theta_{ij,s,t})$$

其中,  $U_{i,s,t}$  与  $U_{j,s,t}$  表示场景s时刻t下节点i, j电压;  $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  分别为节点导纳矩阵的实部和虚部;  $\theta_{ij,s,t}$  为场景s时刻t下节点i, j之间的相角差。

[0031] 4) 电压约束

接入DG后系统节点电压必须稳定在系统允许电压的最大值和最小值之间。

$$V_i^{\min} \leq V_{i,s,t} \leq V_i^{\max}$$

式中,  $V_i^{\max}$ 、 $V_i^{\min}$  表示节点i的电压最大值与最小值,  $V_{i,s,t}$  为场景s时刻t下节点i的电压值。

[0032] 5) DG渗透率约束

为减小节点电压、线路电流越限风险, 规定配电网接入DG的容量满足:

$$\sum_{i=1}^{n_{DG}} P_{DG-i} \leq \alpha\% \times \sum_{i=1}^{n_{load}} P_{load-i}$$

$$P_{DG-i} \leq \beta\% \times P_{load-i}$$

式中:  $P_{load-i}$  为第i个负荷点的最大负荷值。规定DG的总接入容量应小于系统最大负荷的 $\alpha\%$ , 并规定某节点DG的接入容量应小于该节点最大负荷的 $\beta\%$ 。

[0033] 步骤4、基于以年综合成本最小为目标的数学模型, 利用改进麻雀算法, 对接入配电网中的分布式电源进行选址定容优化, 具体步骤如下:

第4.1步: 设置参数: 设置种群的麻雀个数N、个体包含的变量数d, 探索者初始比例



以及感受到危险的麻雀个体数SD,最大迭代次数M;

第4.2步:麻雀种群初始化:随机生成麻雀种群中每个个体位置,计算每个个体的适应值并排序,找到适应值最佳和最差的个体;

第4.3步:计算探索者占比,确定探索者数量:

$$p_d = \alpha_1 / (\alpha_2 + \exp((10t - 5M) / M))$$

第4.4步:对探索者位置进行更新:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \exp\left(\frac{-i}{\alpha M}\right) & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + QL & R_2 \geq ST \end{cases}$$

$$L = \text{ones}(1, d)$$

第4.5步:对越界的变量进行处理:

$$X_{i,j} = \begin{cases} \begin{cases} ub - \mu(ub - lb) & \mu < rand \\ ub & \mu \geq rand \end{cases} & \text{if } x > ub \\ \begin{cases} lb + \mu(ub - lb) & \mu < rand \\ lb & \mu \geq rand \end{cases} & \text{if } x < lb \end{cases}$$

第4.6步:对追随者进行位置更新,同时对越界进行处理。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| A^+ L & i \leq n/2 \end{cases}$$

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$$

第4.7步:随机选出SD个麻雀作为感受到危险的麻雀,对其位置更新;

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{best}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \left[ \frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right] & f_i = f_g \end{cases}$$

第4.8步:再对种群进行选择、交叉、变异的遗传算法优化,并计算每个个体适应值并排序,找到适应值最佳和最差的个体;

第4.9步:判断迭代次数是否达到最大迭代次数,若达到则输出最佳个体位置和最佳适应值,若未达到转至步骤第4.3步。

[0034] 以IEEE配电网33节点为实例进行验证,对比分析下图可知,优化前与优化后电压质量有了明显的提升,系统有功损耗也有效降低。

[0035] 同时,为了验证本实施例所提改进麻雀算法的有效性,分别采用以下四种寻优方法,并将四种方法求得的预测结果进行对比分析:

表1四种智能优化算法结果对比表

方法	SSA	BQPSO	BQPSO-GA	SSA-GA
最优适应值	73.370	75.384	71.866	68.893
收敛时的迭代数	113	15	183	138

运算时间/s	445.12	487.45	966.49	949.20
--------	--------	--------	--------	--------

由上分析可知,二进制量子粒子群算法BQPSO与麻雀算法SSA相比,收敛速度BQPSO算法更快,但是搜索能力SSA算法更佳,不易陷入局部最优;改进的SSA-GA算法与常规SSA相比,由于运算中多了遗传算法中的选择、交叉和变异环节运算时间变长,但是搜索能力却大大增强;改进的SSA-GA算法与以往用的较多的BQPSO-GA算法相比,可以发现改进后的SSA-GA算法有多方面的优势,首先寻优能力更强,其次收敛速度更快,在迭代138次后就收敛,最后算法运算的时间也更短。

[0036] 以上仅为本发明较佳的实施例,并非因此限制本发明的实施方式及保护范围,对于本领域技术人员而言,应当能够意识到凡运用本发明说明书内容所作出的等同替换和显而易见的变化所得到的方案,均应当包含在本发明的保护范围内。

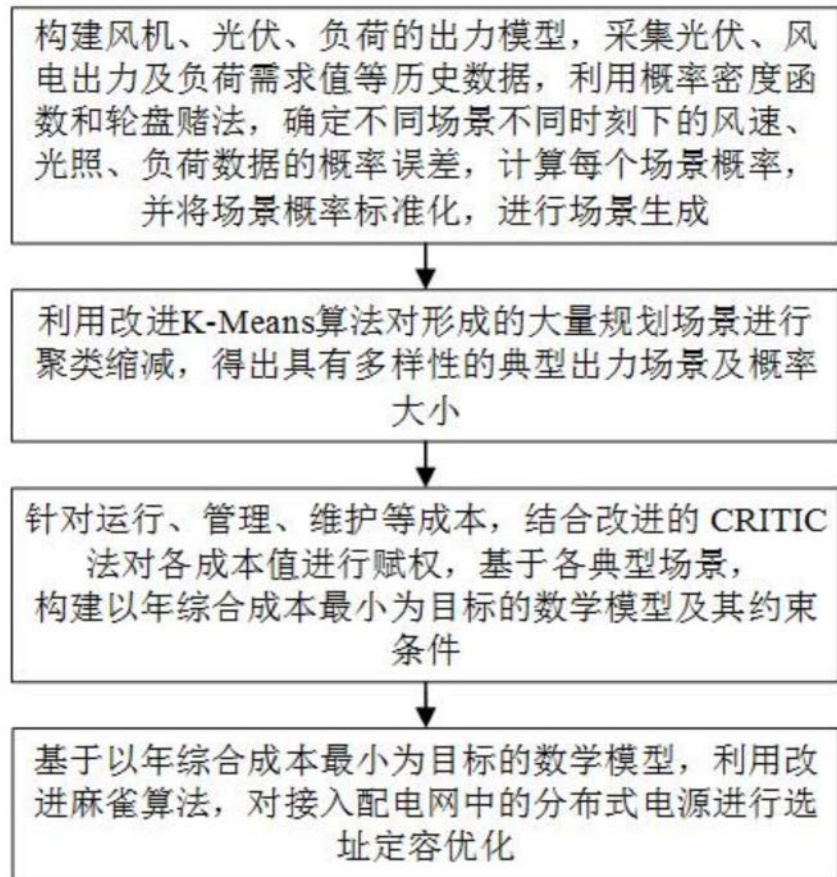


图1

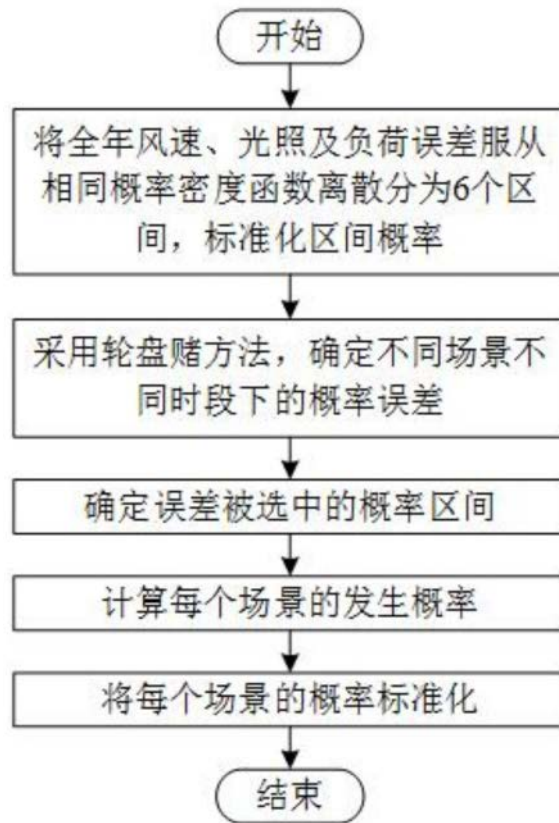


图2

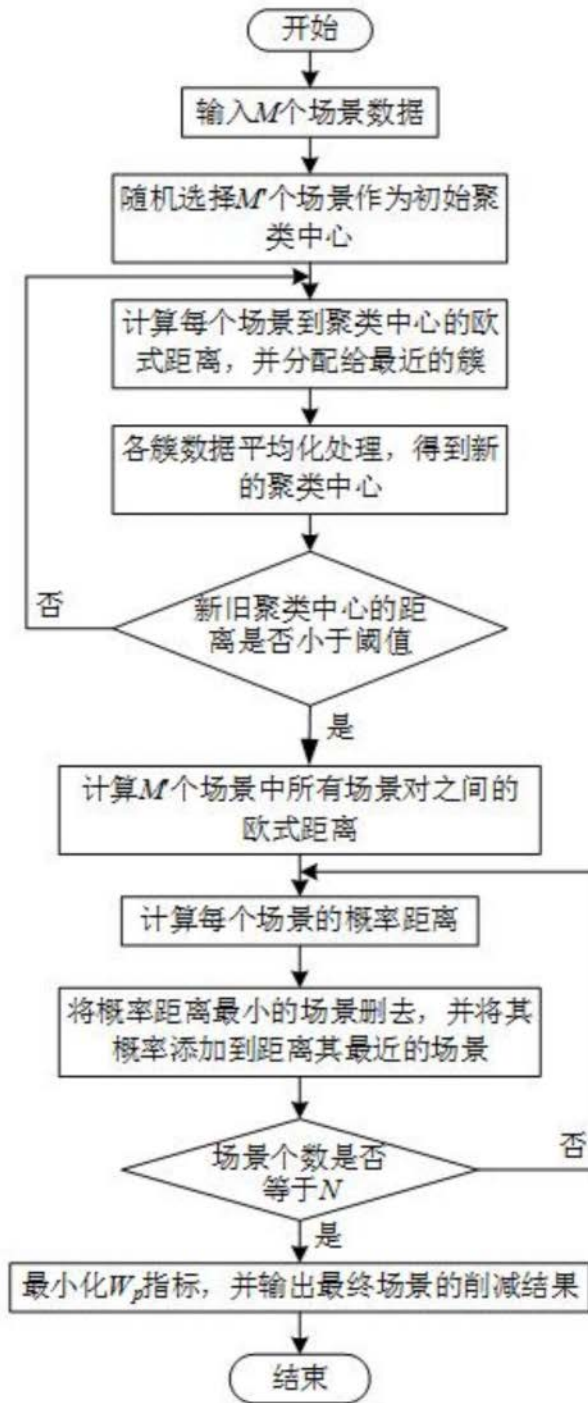


图3

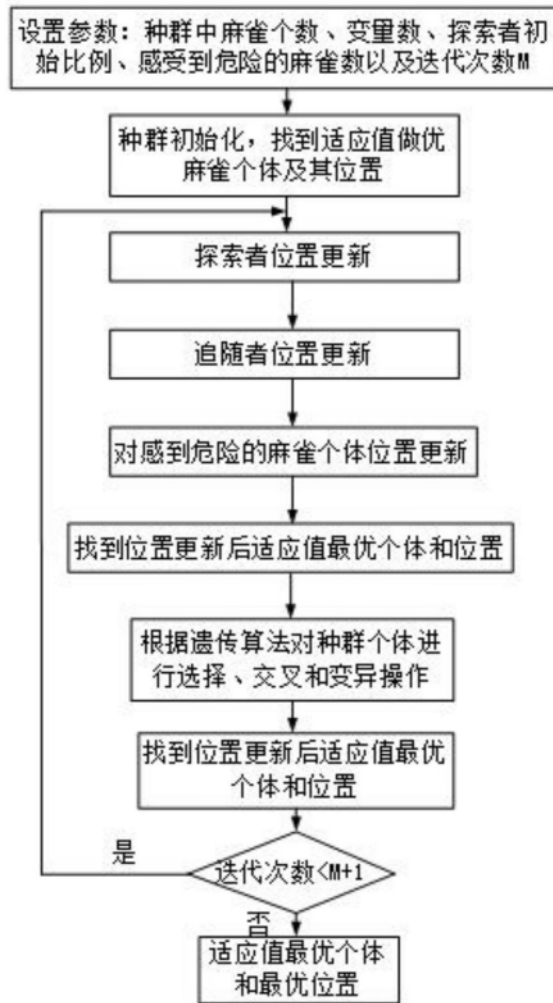


图4

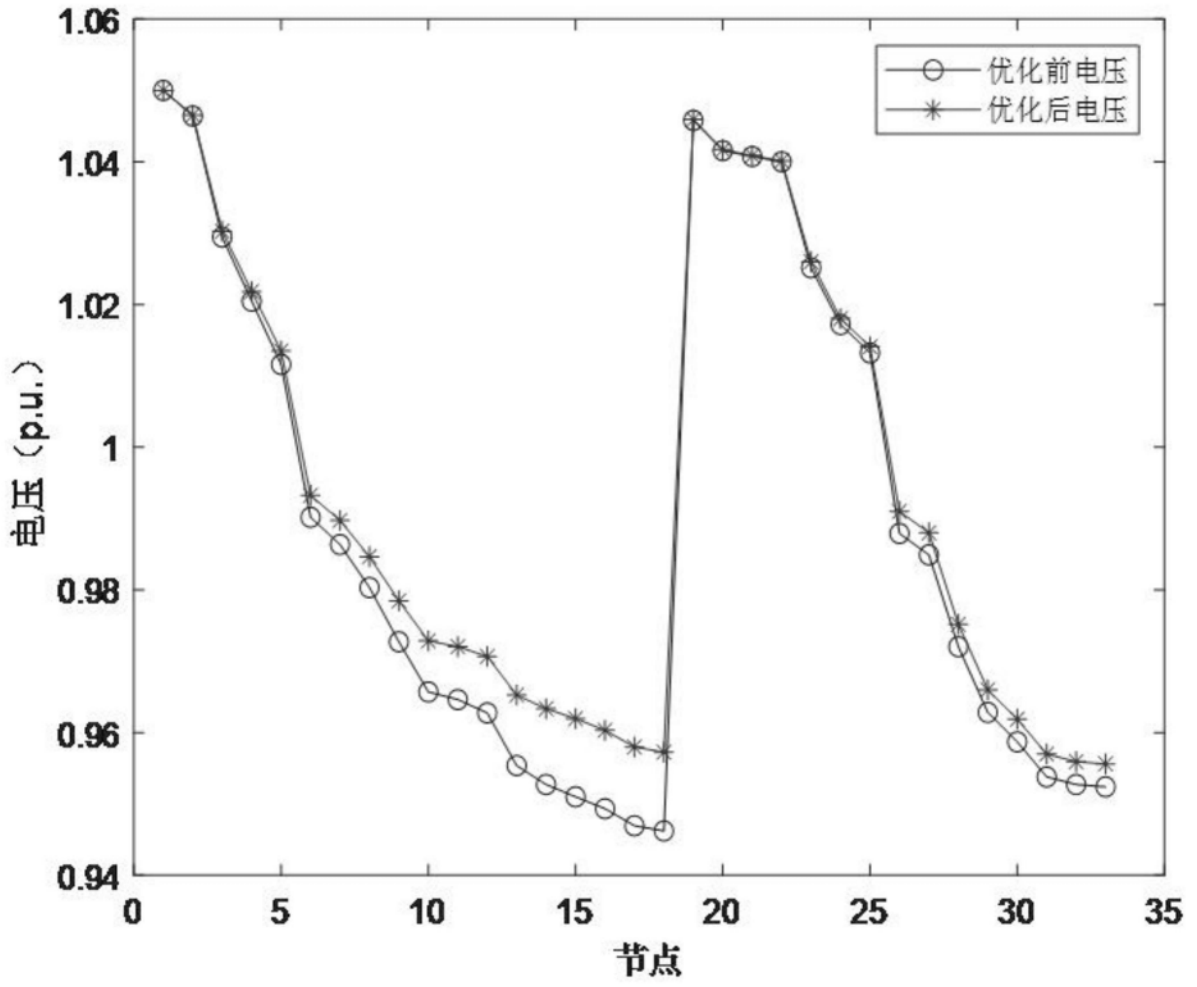


图5

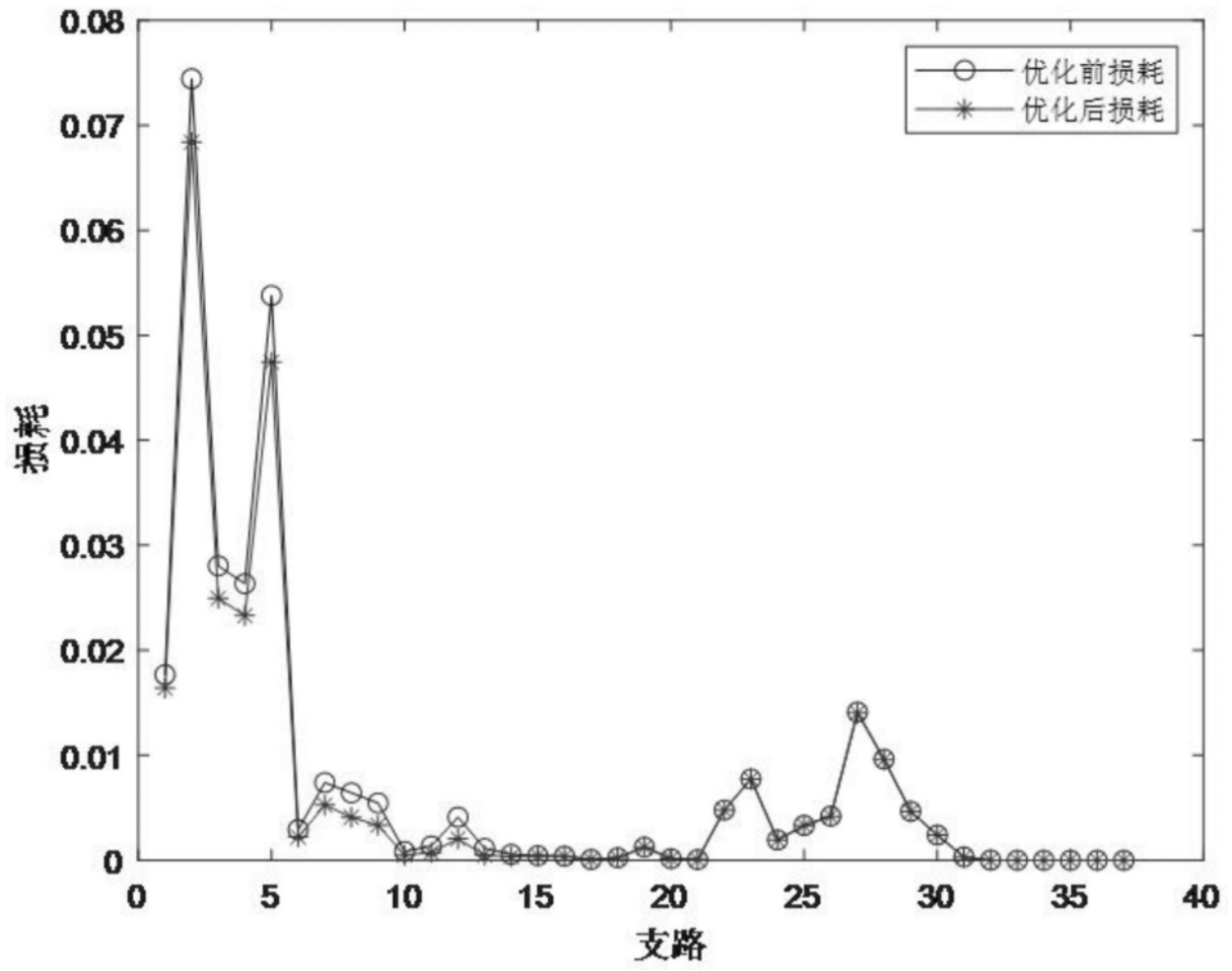


图6



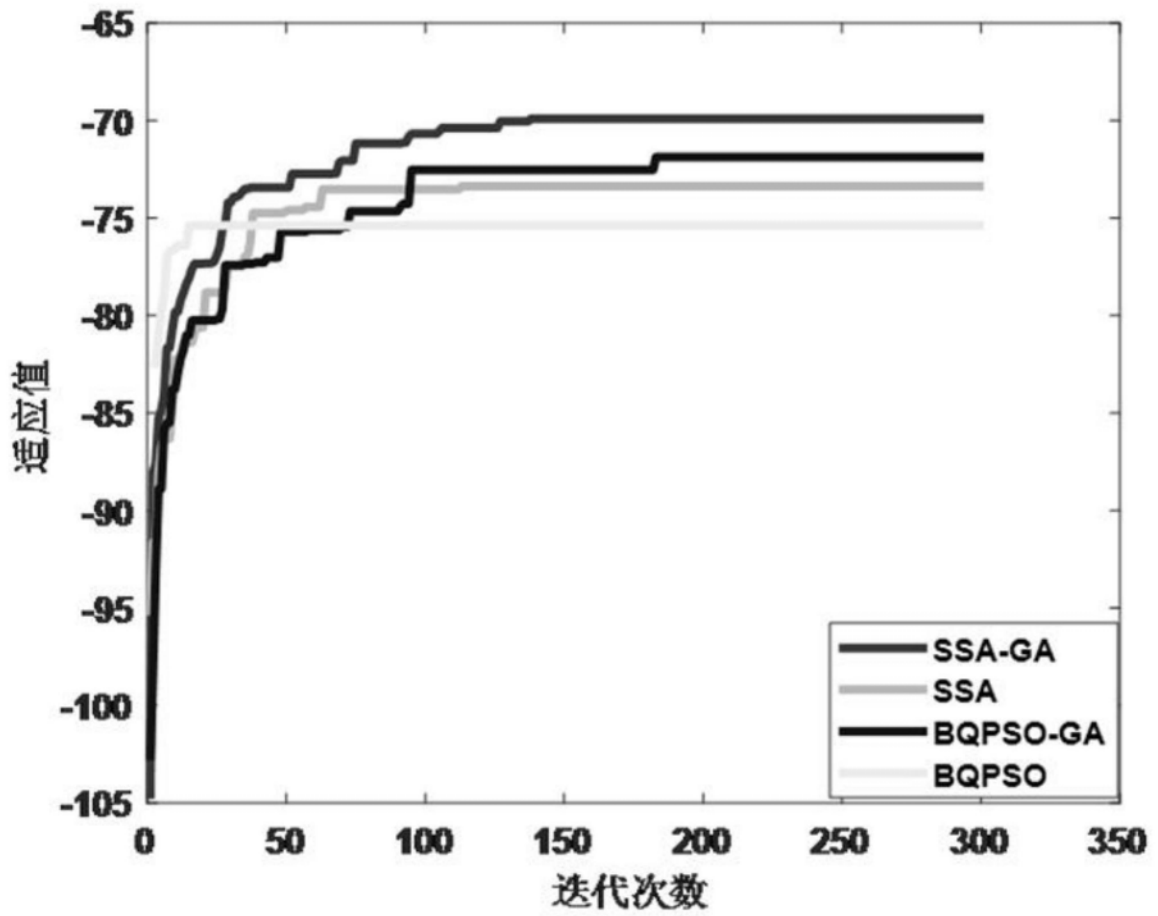


图7