

文章编号: 0254-0096(2018)01-0101-09

# 考虑光伏出力相关性的配电网动态无功优化

高峰阳<sup>1,2</sup>, 乔 垚<sup>1</sup>, 杜 强<sup>1</sup>, 强国栋<sup>1</sup>, 庄圣贤<sup>3</sup>

(1. 兰州交通大学自动化与电气工程学院, 兰州 730070; 2. 光电技术与智能控制教育部重点实验室, 兰州 730070;  
3. 西南交通大学电气工程学院, 成都 610031)

**摘 要:** 为计及同一区域光伏输出功率的强相关性对配电网动态无功优化的影响, 简化传统随机潮流相关性控制方法, 提出一种结合模拟退火算法和拉丁超立方采样的相关性控制方法。针对离散设备动作造成的动态无功优化时空耦合问题, 采用混沌粒子群算法逐时段进行寻优, 并由随机潮流计算结果对输出随机变量进行机会约束。在 Matlab 中进行模拟测试, 并与静态无功优化结果进行对比。测试结果表明: 此方法可有效控制输入随机变量相关性, 在动、静态无功优化系统有功损耗相近的前提下满足离散设备动作次数约束, 抑制系统的不确定性。

**关键词:** 动态无功优化; 随机潮流计算; 拉丁超立方采样; 模拟退火算法; 粒子群算法

**中图分类号:** TM711

**文献标识码:** A

## 0 引 言

电力系统动态无功优化问题是指在传统静态无功优化的基础上考虑负荷变动以及离散控制设备动作次数约束<sup>[1]</sup>。由于光伏发电输出功率具有较强的随机性, 且邻近区域光照强度有着强相关性将给配电网潮流带来不确定性。因此, 在考虑光伏出力随机性和相关性的基础上解决离散控制设备动作约束导致的动态无功优化的时空耦合问题对实现配电网安全经济运行有重要意义。在解决时空耦合问题方面, 为了使离散设备只在人为划分的时段内动作, 有学者按照有功和无功曲线变化趋势划分时段, 并将离散设备动作次数约束条件转化为经济成本, 但分布式发电 (distributed generation, DG) 并网后各时段功率波动变大, 仅按照功率预测曲线分段会导致优化结果不精确<sup>[2]</sup>; 通过静态优化计算结果制定电容器投切预动作时间表并配合 DG 接入进行配电网无功调度, 可充分利用 DG 的无功调节能力, 降低系统损耗, 但未充分考虑新能源接入会增加系统的随机性<sup>[3]</sup>; 在解决 DG 并网给系统带来不确定性问题方面, 有学者使用随机潮流算法获得电压的概率分布, 并对状态变量进行机会约束, 但主要针对的是静态无功优化问题, 即在一个时间断

面中进行无功优化, 未考虑离散设备动作约束造成的时空耦合问题<sup>[4]</sup>。针对以上 2 个问题, 有学者提出逐时段连续优化策略, 引入离散设备动作罚函数, 并通过前一个时段的优化结果指导下一个时段进行趋优控制, 力求在当前时段充分考虑离散设备的调节能力<sup>[5]</sup>。但此方法未考虑光伏出力的相关性, 会使得随机潮流结果出现误差无法满足约束条件, 进而影响各个时段的优化结果。针对随机潮流输入变量相关性控制问题, 国内外已有众多学者进行了探讨。文献[6~8]探讨了基于 Nataf 变换的概率潮流三点估计法, 能够获得精度较高的数字特征, 但不能得到输出随机变量的解析解, 不宜在无功优化中应用。文献[9]结合 Nataf 变换和拉丁超立方采样 (Latin hypercube sampling, LHS) 使用蒙特卡洛模拟法得到不同输入变量相关性下的结果, 但模拟法计算速度较为缓慢, 在寻优算法提取概率信息时耗时较多。基于半不变量法的随机潮流可通过输入输出变量的线性关系迅速求得输出随机变量的解析解<sup>[10]</sup>。文献[11]则进一步解决了传统半不变量法输入随机变量须相互独立的问题, 提升了基于半不变量法的随机潮流的实用性, 文献[12]在其基础上采用分段线性化潮流模型以减小截断误差, 但以上 2 种方案仍然采用基于传统 Nataf 变换

收稿日期: 2017-07-24

基金项目: 甘肃省科技支撑计划 (1204GKCA038)

通信作者: 高峰阳 (1970—), 男, 博士、副教授、硕士生导师, 主要从事新能源发电技术方面的研究。329365048@qq.com

的方法控制输入变量的相关性。研究简洁有效的的相关性控制方法可进一步促进随机潮流方法在动态无功优化中的应用。

本文提出一种基于智能算法的输入随机变量相关性的控制方法,将由 LHS 采样所得输入变量样本的位置作为算法的控制变量,进而通过更改样本位置的顺序控制同一区域光伏输出功率之间的相关性。在此基础上,与逐时段寻优的动态无功优化算法相结合,充分考虑光伏发电接入对配电网的影响,以及离散设备电容器和有载调压器在各个时段的调节能力。最后,在 IEEE 33 节点配电系统中验证基于改进相关性控制方法的动态无功优化算法的计算效率及补偿效果。

## 1 考虑输入随机变量相关性的概率潮流

随机潮流计算可较好地描述配电网中不确定因素的影响,引入半不变量可解决传统解析法在多种随机因素共同影响下求解联合概率密度函数的难题,并使之具有实用性。文献[13]通过研究表明光伏输出有功功率的概率密度函数在一小时或几个小时中服从 Beta 分布:

$$f(P) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \left(\frac{P}{P_{\max}}\right)^{\alpha-1} \left(1 - \frac{P}{P_{\max}}\right)^{\beta-1} \quad (1)$$

式中,  $P_{\max}$  ——光伏最大输出功率;  $\alpha$ 、 $\beta$  ——Beta 分布的形状尺度参数,可由实测数据通过极大似然拟合求得;  $\Gamma(\cdot)$  ——Gamma 函数。由式(1)求得光伏功率累积概率分布函数,配合下文方法完成概率潮流计算。

### 1.1 拉丁超立方采样

拉丁超立方采样(LHS)可使样本点均匀分布并且覆盖整个采样空间<sup>[9]</sup>,同时有着采样规模较小的优势。设输入变量  $X$  采样规模为  $N$ ,其对应的累积概率分布函数为:

$$Y = F(X) \quad Y \in [0, 1] \quad (2)$$

因此采样过程即将  $Y$  的区间  $N$  等分,取各个区间中点作为  $Y$  的采样值,通过逆累积分布函数可求得随机变量  $X$  的采样值:

$$X_l = F^{-1}\left(\frac{l-0.5}{N}\right) \quad l = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

### 1.2 基于模拟退火算法的光伏出力相关性控制

基于半不变量的随机潮流(PLF-CM)要求输入变量相互独立,是通过蒙特卡洛模拟得到具有相关性的样本,并由 Cholesky 分解以及随机变量原点矩和半不变量的对应关系求得相互独立的输入随机变量对应的半不变量。将模拟退火算法的思想应用于拉丁超立方抽样排序中,提出一种模拟退火算法和拉丁超立方抽样相结合的方法(simulation annealing-Latin hypercube sampling, SALHS)控制输入随机变量之间的相关性。

模拟退火算法在搜索过程引入 Metropolis 准则,即系统在初始状态  $x_{\text{old}}$  受到扰动而变为  $x_{\text{new}}$  时,系统能量随即由  $E(x_{\text{old}})$  变为  $E(x_{\text{new}})$ ,并以一定的概率  $P$  接受比当前解较差的新解。综上,接受新解的概率  $P$  为:

$$P = \begin{cases} 1, & E(x_{\text{new}}) < E(x_{\text{old}}) \\ \exp\left[\frac{-(E(x_{\text{new}}) - E(x_{\text{old}}))}{T}\right], & E(x_{\text{new}}) > E(x_{\text{old}}) \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $T$  ——迭代求解过程中的系统温度。

由于具有空间相关性的光伏发电设备出力情况相近,本文设定接入配电网的光伏出力服从参数一致的 Beta 分布。因此通过 1.1 节 LHS 采样技术得到从小到大顺序排列的光伏功率样本,对应的相关性系数矩阵是单位矩阵。本文所提 SALHS 方法的思想即在得到光伏功率样本后,在初始样本矩阵的每一行引入扰动,以降低样本矩阵行之间的相关性,同时由系统的“能量”状态判断样本矩阵的相关性是否得以控制,如式(5)所示:

$$\rho_{\text{rms}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \rho_{ij}^2 - K}}{\sqrt{K(K-1)}} \quad (5)$$

式中,  $\rho_{ij}$  ——设定相关系数矩阵的元素;  $K$  ——具有相关性的输入随机变量的数量。算法具体步骤如下:

1) 初始化:初始温度  $T$ ;通过 LHS 采样获得光伏输出有功功率的初始样本矩阵  $X$ ;确定系统“等温状态”下的迭代次数  $L$ 。

2) “等温状态”下的粗调节:1 在样本位置可变化范围内生成任意两个随机数代表样本矩阵对应行  $x_{\text{old}}$  的位置并交换对应位置得到  $x_{\text{new}}$ ;按照式(5)计算  $E(x_{\text{new}})$ ,当  $E(x_{\text{new}}) < E(x_{\text{old}})$  时接受该新解,反之,

随机生成 0~1 之间的随机数并将式(4)所得概率值与其比较以决定是否接受  $x_{\text{new}}$ ；若满足粗调节的终止条件则转向步骤 3)，否则继续步骤 2)。

3)“等温状态”下的细调节：由于粗调节已得到与设定评价函数值相当接近的样本矩阵，因此该步骤舍弃 Metropolis 准则，并按照式(6)决定是否接受扰动后的新解：

$$X = \begin{cases} X_{\text{old}} & |E(x_{\text{new}}) - E_{\text{set}}| > |E(x_{\text{old}}) - E_{\text{set}}| \\ X_{\text{new}} & |E(x_{\text{new}}) - E_{\text{set}}| < |E(x_{\text{old}}) - E_{\text{set}}| \end{cases} \quad (6)$$

4)若满足算法终止条件则输出当前解作为最优解，并转向步骤 6)，否则转向步骤 5)。

5)逐渐减小  $T$ ，转步骤 2)。

6)结束算法，输出排序后的样本矩阵。

依照上述步骤所得光伏输出功率样本矩阵后即可将其投入概率潮流计算。

### 1.3 基于半不变量的随机潮流计算

将 1.2 节所得具有相关性的输入随机变量样本通过  $U = L_0^{-1}Y = GY$  转化为相互独立的变量  $Y$  的线性组合，求取半不变量的具体过程可参见文献[14]。而输出随机变量对应的各阶半不变量的灵敏度矩阵也需要进行修改：

$$\begin{cases} \Delta X^{(k)} = S_0^k \Delta U^{(k)} \\ \Delta Z^{(k)} = T_0^k \Delta U^{(k)} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \Delta X^{(k)} = S_1^k \Delta U^{(k)} \\ \Delta Z^{(k)} = T_1^k \Delta U^{(k)} \end{cases} \quad (7)$$

式中， $S_0^k$ 、 $T_0^k$ ——注入功率取基准点时，进行确定性潮流计算得到的节点电压和支路潮流对应的灵敏度矩阵； $\Delta X^{(k)}$ 、 $\Delta U^{(k)}$ ——输出变量和输入变量的  $k$  阶半不变量； $\Delta X^{(k)}$ 、 $\Delta U^{(k)}$ ——包含光伏发电系统的输入随机变量对应的  $k$  阶半不变量，雅克比矩阵对应列的位置元素按照下式进行修改，即可得到  $S_1^k$ 、 $T_1^k$ ：

$$\begin{cases} u_j = \sum_{m=r}^j g_{jm} y_m, & j=1,2,\dots,k \\ s_{ir1} = \sum_{m=r}^k s_{im0} g_{mr}, & r=1,2,\dots,k \end{cases} \quad (8)$$

式中， $k$ ——接入系统具有相关性的光伏发电系统的数量； $u_j$ ——由蒙特卡洛模拟所得具有相关性的光伏样本； $y_m$ —— $u_j$  对应的独立标准正态随机变量； $g_{mr}$ ——矩阵  $G$  中元素； $s_{im0}$ ——原灵敏度矩阵对应列的元素。即由式(8)将具有相关性的输入随机变量表示为相互独立的输入随机变量的线性的形式，并与式(7)结合得到输出随机变量的各阶

半不变量。根据 Gram-Charlier 级数展开，可得输出随机变量  $X$  和  $Z$  的概率分布<sup>[14]</sup>。

## 2 动态无功优化模型及求解算法

### 2.1 动态无功优化模型

动态无功优化需充分考虑负荷的动态变化特性和系统运行控制设备之间的相关性。同时，由于控制设备的动作次数约束破坏了各个时段的独立性。因此，降低目标函数的强时空耦合性是动态无功优化的关键。参考文献[5]的方法，将原来具有强时空耦合性的动态无功模型解耦为单一时段的无功优化模型，并将随机潮流计算的结果包含约束条件的概率信息一同融入目标函数，如式(9)所示：

$$\begin{cases} \min f = P_{\text{loss}}(u, x) + V(x) + K_1(u_1) + K_2(N_u) \\ g(u, x) = 0 \\ u_{\min} \leq u \leq u_{\max} \\ P(x_{\min} \leq x \leq x_{\max}) \geq \beta \\ N_u \leq N_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

式中， $V(x)$ 、 $K_1(u_1)$  及  $K_2(N_u)$ ——电压质量罚函数、电容器组动作罚函数和有载调压器动作罚函数； $P_{\text{loss}}(u, x)$ ——单一时段内由配电系统基准状态计算出的有功损耗； $N_{\max}$ ——离散控制设备最大动作次数约束； $\beta$ ——机会约束条件的置信度值，取  $\beta = 0.9$  通过将该值表述的概率信息以罚函数的形式嵌入目标函数可降低无功优化模型的求解维度，电压罚函数如式(10)所示：

$$V(x) = \min \left\{ \sum_{i=1}^n \left( \frac{\Delta x_i}{x_i^{\max} - x_i^{\min}} \right)^2 \right\} \quad (10)$$

其中，

$$\Delta x_i = \begin{cases} \max(|x_i - x_i^{\min}|, |x_i - x_i^{\max}|), & P < \beta \\ 0, & P > \beta \end{cases} \quad (11)$$

式中， $P$ —— $P\{x_i^{\min} < x < x_i^{\max}\}$ ，即在机会约束条件上下限内的概率值。由式(11)可知只有当概率潮流所得结果不满足机会约束时才计及电压惩罚值。同时为了限制各个时段离散设备的动作次数，从第一个时段起将当前时段所得全局最优解投入下一个时段进行寻优，对应惩罚函数如式(12)所示：

$$K_1(u_1) = \alpha \exp(-\beta N_r / t_r) \times (u_1 \oplus u_{10}) \quad (12)$$

式中， $N_r$ ——离散控制设备相较最大允许动作次数的剩余可调节次数； $t_r$ ——当日剩余优化时间段数，因此用  $N_r / t_r$  来表征剩余优化时段的调节能力；



$u_{i0}, u_{i1}$ ——前一个时段及当前优化时段离散设备动作状态,异或运算表示若前后时段投入电容器组状态一致则该式取 0,反之则取 1;  $\alpha$  和  $\beta$  的取值可参考文献[5]。有载调压器分接头动作罚函数  $K_2$  与  $K_1$  相似不再详述。

## 2.2 寻优算法

粒子群算法在传统无功优化中已得到广泛应用<sup>[15,16]</sup>。选定控制变量为电容器组补偿容量  $Q_{ci}$  和有载调压器分接头  $T_{ij}$  档位,并将电容器补偿组数和调压器档位分别依据一定的映射关系转化为整数变量进行编码。此外,由于每个粒子均包含两种控制变量,因此粒子的速度向量也需根据对应控制变量的上下限进行设计,从而控制各个时段内的寻优进程。通过以上分析可知,仅包含离散变量的无功优化问题实质上是组合优化问题,因此,要求生成的初始解空间尽可能的覆盖所有可能的解。文献[15]将混沌优化与粒子群算法相结合,能较好克服粒子群算法易陷入局部最优解以及后期收敛较慢的缺点,由混沌优化获得初始种群的方法如式(13)所示:

$$\begin{cases} y_i^{t+1} = 4y_i^t(1 - y_i^t) \\ x_i = a_i + (b_i - a_i)y_i \end{cases} \quad (13)$$

式(13)中的第 1 个式子为 Logistic 完全混沌迭代公式,即任一随机数通过该式迭代  $N$  次产生的  $N-1$  个序列,再由式(13)将混沌变量依据实际离散变量的取值范围转化为初始种群的值。算法后期的混沌寻优与其类似:将适应度较好的粒子对应的离散变量值通过式(13)逆变换为混沌变量,再借助混沌寻优产生一系列新的粒子群体,若新群体适应度值较之原全局最优更好,则代替原种群的全局最优变量  $P_g$ ,混沌优化的引入可在初始阶段衍生较为发散的初始群体,便于在全局范围进行寻优,而在算法后期则可有效避免粒子陷入局部最优。所述动态无功寻优方法的具体流程如图 1 所示。

## 3 算例测试

### 3.1 测试系统

本文采用改进标准 IEEE 33 配电系统,基准电压为 12.66 kV,基准功率 100 MVA,并于 27~30 节

点接入光伏发电系统,分别控制节点 27、28 以及 29 和 30 节点上 2 组光伏输出功率的相关性;于 10、15、28、31 节点接入并联电容器组,每组额定容量为 50 kvar,每个节点安装 50 组;更改支路 1-2 数据并接入有载调压器,其变比范围为 0.9~1.1,分 17 档调节。设定电容器动作约束  $N_c=5$ ;有载调压器动作约束  $N_t=8$ 。考虑到光伏发电系统出力的特性,将全天划分为 24 个时段并设定从时段 8 至时段 20 投入概率模型;其他负荷各时段均采用正态分布,均服从均值为原系统参考值,方差为均值 10%的正态分布,且各节点负荷变化趋势一致,并由 2.2 节所述步骤进行动态无功优化。节点负荷日预测曲线如图 2 所示。

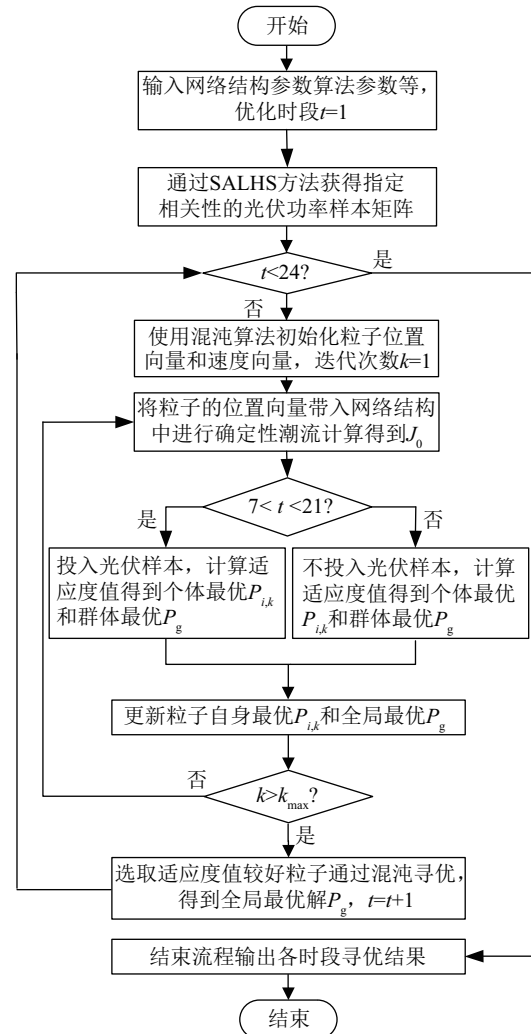


图 1 动态无功优化算法框图

Fig. 1 Dynamic reactive power optimization algorithm block diagram

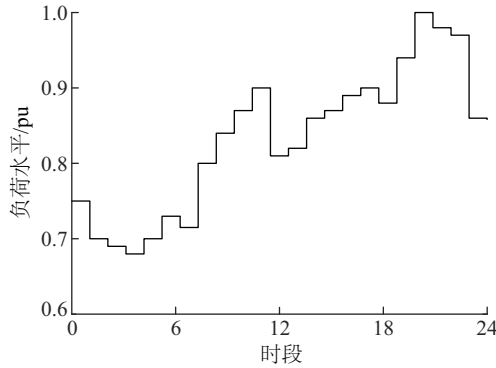


图2 节点负荷日预测曲线

Fig. 2 The forecasted load curve

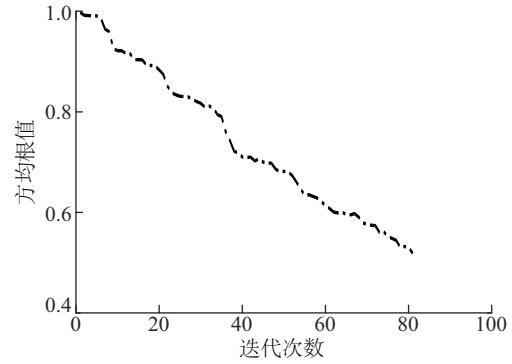
### 3.2 仿真结果分析

#### 3.2.1 基于 SALHS 算法的相关性控制结果分析

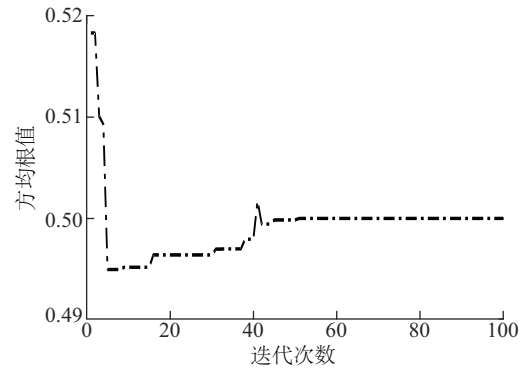
图 3a 给出了按照本文所提 SALHS 方法控制输入变量相关性矩阵为  $\rho_{ij} = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}$  时的方均根值变化曲线。由式 (5) 计算得“系统能量状态”  $\rho_{ms} = 0.5$ 。在模拟退火粗调节的部分方均根值随着迭代次数的增加而逐渐下降。由图 3a 可知迭代次数达到 80 次时,重新排列的采样矩阵的方均根值就将接近设定方均根值。图 3b 给出当实际方均根值接近设定值后的模拟退火细调节部分仿真结果。由于该步骤放弃了 Metropolis 准则,因此随着迭代次数增加,实际的方均根值将不再一味地下降,直到与设定方均根之间的差值最小,才结束迭代。本文所提方法省去了 Nataf 反变换求解的过程,在保证计算精度的前提下,提升了计算效率。

#### 3.2.2 基于随机潮流的配电网动态无功优化

仅考虑光伏发电系统和负荷的随机性进行动态无功优化,分别选取系统随机性较弱的第 1 时段以及负荷水平较高、系统随机性较强的第 8 时段进行模拟测试。结合图 4 可知,在优化的第一个时段经确定性潮流计算得出投入相应离散设备后的各节点电压幅值曲线。对比补偿前系统各个节点的电压幅值可知离散设备的投入可有效提高电压水平并将其稳定在 0.90~1.10 的范围内。图 5 给出了离散设备投入前后,节点 16 电压幅值对应的概率密度曲线。在该曲线范围内求解积分可得,补偿后该节点电压幅值将满足前文所述的机会约束条件,即其值在 0.90~1.10 电压标么值区间的置信度不小于 90%。



a. 模拟退火粗调节



b. 模拟退火细调节

图3 SALHS算法

Fig. 3 SALHS algorithm

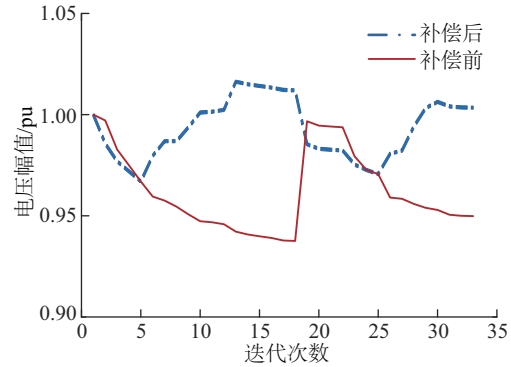


图4 第1时段各节点补偿前后电压幅值对比

Fig. 4 The voltage amplitude of each node in the 1st period before and after the compensation

光伏发电系统将在第 8 个时段接入配电网,届时会增加系统的不确定性。图 6 给出了不同强弱相关性下节点 15 于第 8 时段的仿真结果。由图可知,补偿后该节点电压幅值得到有效提升。在光伏发电系统接入配电网的时段,系统电压波动范围变大,从而破坏机会约束条件。从概率潮流计算结果来看,投切电容器对输出随机变量的半不变量影响

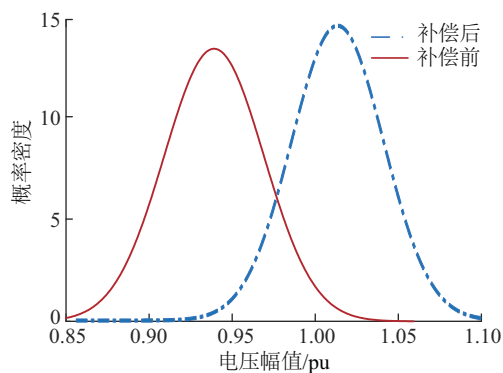


图5 第1时段节点15补偿前后电压幅值概率密度对比  
Fig. 5 The voltage amplitude probability density of the node 15 in the1st period before and after the compensation

较小,因此仅仅通过投切电容器的方式并不能有效地使优化结果满足机会约束条件。通过 SALHS 算法控制输入变量样本之间的相关性,其补偿后的结果如图 5 虚线所示,不同相关性输出变量的半不变量对比如表 1 所示。可见在相关性较强时输出随机变量的高阶半不变量受影响较大,致使电压幅值波动范围在机会约束区间内的概率更大,即相应情况下经优化后的电压的不确定性得到了抑制。结合前文所述可知,相邻区域光伏输出具有强相关性,因此,在后续考虑离散动作设备约束时,应使用 SALHS 算法控制光伏输出功率具有较强相关性以保证动态无功优化算法具有较好的补偿效果。

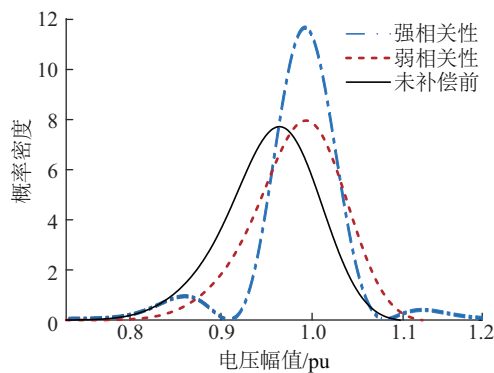


图6 第8时段节点15补偿前后电压幅值概率密度对比  
Fig. 6 The voltage amplitude probability density of the node 15 in the8th period before and after the compensation

### 3.2.3 考虑离散设备动作约束的配电网无功优化

由上文分析知,通过控制接入光伏系统的相关性可以使优化结果满足机会约束条件。本节进行考虑离散动作设备约束的动态无功优化,按照图 1

所示算法步骤可得各节点电容器及支路有载调压器动作时段如表 2 所示。

表1 不同相关性下节点15电压幅值的半不变量

Table 1 The cumulant of voltage magnitude of node 15 under different correlations				
方均根值	各阶半不变量取值			
	1阶	2阶	3阶	4阶
0.09	0.9970	$3.7107 \times 10^{-6}$	$-1.704 \times 10^{-6}$	$2.3153 \times 10^{-11}$
0.90	0.9970	$3.7107 \times 10^{-6}$	$-2.606 \times 10^{-9}$	$2.6796 \times 10^{-13}$

由表 2 可知,离散设备动作并未集中在相同时段内,可避免同时动作给系统带来冲击,且各离散设备动作次数均小于设定条件。图 7 给出了本节动态无功优化各时段系统损耗与 3.2.2 节仅考虑负荷动态变化的系统损耗的对比,由图 7 可知在限制离散设备动作次数后,各时段系统总有功损耗基本与静态无功优化总有功损耗相近。

表2 电容器及有载调压器动作时段

离散设备	动作时段				
	第1次	第2次	第3次	第4次	第5次
10节点电容器	3	9	16	19	—
15节点电容器	4	13	20	21	23
28节点电容器	11	13	14	20	24
31节点电容器	7	11	14	17	23
支路OLTC	6	13	16	23	24

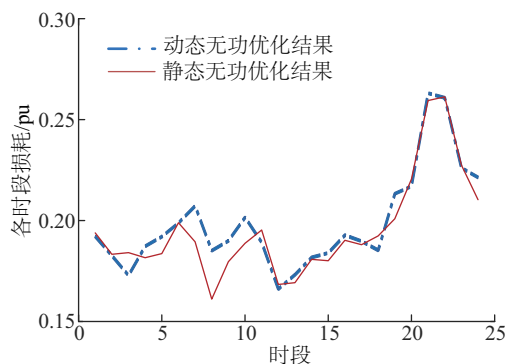


图7 动态无功优化与静态优化各时段损耗对比  
Fig. 7 The system loss comparison of dynamic reactive power optimization and static optimization

图 8 具体给出了节点 10 电容器在上述两种优化方法下于各时段投入的组数,动态无功优化下动作次数为 4 次,而在静态无功优化下动作次数

为20次,验证了本文方法的有效性。一般情况下,配电网支路末端节点电压更易出现电压越限,图9给出了第13时段各支路末端节点电压幅值概率密度曲线。各曲线与横轴所围面积皆大于0.90,即优化结果可满足电压机会约束条件,有效抑制系统的不确定性。

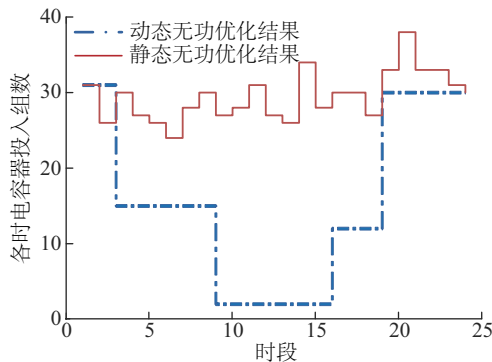


图8 节点10电容器各时段动静态无功优化动作对比  
Fig. 8 Comparison of dynamic and static reactive power optimization of node 10 capacitor at different time periods

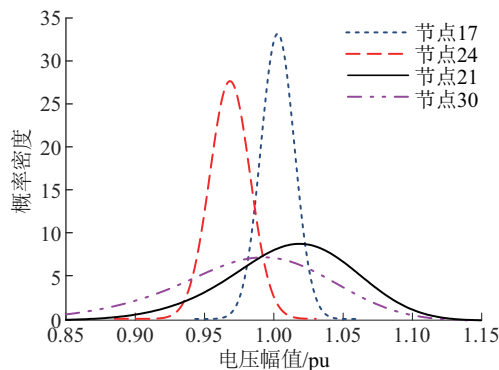


图9 配电网各支路末端电压幅值概率密度曲线  
Fig. 9 Probability density curve of voltage amplitude at each end of distribution network

## 4 结 论

考虑光伏输出功率相关性的动态无功优化方法可以更加准确地反映DG接入对配电系统的影响。针对传统输入随机变量相关性控制实现过程复杂,采样规模较大的问题,提出一种结合模拟退火算法和拉丁超立方采样的方法。通过仿真验证,结论如下:

1)结合模拟退火算法和拉丁超立方采样方法能够有效获取设定相关性矩阵的样本,简化相关性控制过程,提高计算效率。

2)将SALHS方法的简便性与基于半不变量的随机潮流方法相结合,进行动态无功优化,可满足电压机会约束及离散设备动作次数约束,抑制系统的不确定性。

本文在控制多输入变量相关性方面尚有不足,且如何在全局优化范围内考虑离散设备动作权限,并进一步减小系统损耗值得深入研究。

## [参考文献]

- [1] 刘明波,朱春明,钱康龄,等.计及控制设备动作次数约束的动态无功优化算法[J].中国电机工程学报,2004,24(3):34—40.
- [1] Liu Mingbo, Zhu Chunming, Qian Kangling, et al. Dynamic reactive power optimization algorithm incorporating action number constraints of control devices [J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (3) : 34—40.
- [2] 何佳,吴耀武,娄素华,等.基于微粒群优化算法的电力系统动态无功优化[J].电网技术,2007,31(2):47—51.
- [2] He Jia, Wu Yaowu, Lou Suhua, et al. Dynamic reactive power optimization based on particle swarm optimization algorithm [J]. Power System Technology, 2007, 31 (2) : 47—51.
- [3] 刘公博,颜文涛,张文斌,等.含分布式电源的配电网动态无功优化调度方法[J].电力系统自动化,2015,39(15):49—54.
- [3] Liu Gongbo, Yan Wentao, Zhang Wenbin, et al. Optimization and dispatching method of dynamic reactive power in distribution network with distributed generators [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(15): 49—54.
- [4] 郭康,徐玉琴,张丽,等.计及光伏电站随机出力的配电网无功优化[J].电力系统保护与控制,2012,40(10):53—58.
- [4] Guo Kang, Xu Yuqin, Zhang Li, et al. Reactive power optimization of distribution network considering PV station random output [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(10): 53—58.
- [5] 欧阳森,杨家豪,安晓华,等.基于时段解耦的含特殊负荷的配电网动态无功优化[J].华南理工大学学报:自然科学版,2016,44(2):97—106.
- [5] Ouyang Sen, Yang Jiahao, An Xiaohua, et al. Dynamic reactive power optimization of distribution network containing special load based on time decoupling [J].



- Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2016, 44(2): 97—106.
- [6] 刘利民, 刘俊勇, 刘友波. Nataf变换三点估计分布式发电网络的概率潮流分析[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(12): 62—68.
- [6] Liu Liming, Liu Junyong, Liu Youbo. Nataf transform based three point estimation algorithm for probabilistic load flow analysis of distributed power network [J]. Automation of Electric Power System, 2015, 39(12): 62—68.
- [7] 张立波, 程浩忠, 曾平良, 等. 基于Nataf逆变换的概率潮流三点估计法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(6): 187—194.
- [7] Zhang Libo, Cheng Haozhong, Zeng Pingliang, et al. A three-point estimate method for solving probabilistic load flow based on inverse nataf transformation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(6): 187—194.
- [8] 邱晓燕, 沙 熠, 宁雪姣, 等. 计及智能电网多不确定性的多目标储能优化[J]. 高电压技术, 2016, 42(9): 2715—2722.
- [8] Qiu Xiaoyan, Sha Yi, Ning Xuejiao, et al. Multi-objective optimization of stored energy considering multi-uncertainty in smart grid[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(9): 2715—2722.
- [9] Chen Y, Wen J, Cheng S. Probabilistic load flow method based on nataf transformation and latin hypercube sampling [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(2): 294—301.
- [10] 刘明波, 简淦杨, 董 萍. 孤岛微电网的随机潮流计算[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2014, 42(4): 13—18.
- [10] Liu Mingbo, Jian Ganyang, Dong Ping. Stochastic power flow calculation of islanded microgrid [J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2014, 42(4): 13—18.
- [11] 石东源, 蔡德福, 陈金富, 等. 计及输入变量相关性的半不变量法概率潮流计算[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(28): 104—113.
- [11] Shi Dongyuan, Cai Defu, Chen Jinfu, et al. Probabilistic flow calculation based on cumulant method considering correlation between input variables [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(28): 104—113.
- [12] 黄 煜, 徐青山, 卞海红, 等. 基于拉丁超立方采样技术的半不变量法随机潮流计算[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(11): 112—119.
- [12] Hang Yu, Xu Qingshan, Bian Haihong, et al. Cumulant method based on latin hypercube sampling for calculating probabilistic power flow [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(11): 112—119.
- [13] 陈 璨, 吴文传, 张伯明, 等. 考虑光伏出力相关性的配电网概率潮流[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(9): 41—47.
- [13] Chen Can, Wu Wenchuan, Zhang Boming, et al. Probabilistic load flow of distribution network considering correlated photovoltaic power output [J]. Automation of Electric Power System, 2015, 39(9): 41—47.
- [14] 张惠娟, 冯 垚, 高建森, 等. 基于蒙特卡罗抽样半不变量法的微电网随机潮流计算[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(1): 58—62.
- [14] Zhang Huijuan, Feng Yao, Gao Jiansen, et al. Calculation of probabilistic load flow in microgrid based on monte carlo sampling and cumulant method [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(1): 58—62.
- [15] 李 娟, 杨 琳, 刘金龙, 等. 基于自适应混沌粒子群优化算法的多目标无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(9): 26—31.
- [15] Li Juan, Yang Lin, Liu Jinlong, et al. Application of adaptive immune PSO in dynamic reactive power optimization [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(9): 26—31.
- [16] 王 希, 王 昕, 李立学, 等. 基于动态云进化粒子群算法的风电系统无功优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(24): 36—43.
- [16] Wang Xi, Wang Xin, Li Lixue, et al. Reactive power optimization for wind power system based on dynamic cloud evolutionary particle swarm optimization [J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(24): 36—43.



## DYNAMIC REACTIVE POWER OPTIMIZATION OF DISTRIBUTION NETWORK CONSIDERING CORRELATED PHOTOVOLTAIC POWER OUTPUT

Gao Fengyang<sup>1,2</sup>, Qiao Yao<sup>1</sup>, Du Qiang<sup>1</sup>, Qiang Guodong<sup>1</sup>, Zhuang Shengxian<sup>3</sup>

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. Key Laboratory of Opto-Technology and Intelligent Control of the Ministry of Education, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

3. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** In order to consider the influence of the strong correlation of the PV output power in the same area on the dynamic reactive power optimization of distribution network, and simplify the traditional input variable correlation control method of the stochastic flow. A correlation control method combining simulated annealing algorithm and latin hypercube sampling is proposed. Chaotic particle swarm optimization (CPSO) is adopted to optimize in each period according to the spatiotemporal coupling problem of dynamic reactive power optimization caused by discrete device actions, and the chance constrain of output stochastic variables is set by the stochastic power flow calculation results. Performing simulation is tested in Matlab and then compared with the static reactive power optimization. The simulation results show that the correlation of input variables for the improved control method can be effectively controlled. The dynamic reactive power optimization based on that can satisfy the constraint of the number of discrete device actions under the condition that the system loss is similar to the static reactive power optimization, and the system uncertainty can be suppressed.

**Keywords:** dynamic reactive power optimization; stochastic power flow calculation; Latin hypercube sampling; simulated annealing; particle swarm optimization algorithm