

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240386

# 基于自适应高斯混合模型的含高渗透率分布式 光伏电力系统风险评估

廖家齐<sup>1</sup>, 于若英<sup>1</sup>, 刘瑜俊<sup>1</sup>, 于芑<sup>2</sup>, 周昶<sup>1</sup>, 许晓慧<sup>1</sup>

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 江苏 南京 210003; 2. 国网山东省电力公司, 山东 济南 250001)

**摘要:** 高渗透率分布式光伏(distributed photovoltaic, DPV)的接入增加了电力系统的运行风险。针对出力分布呈现形态复杂的特征, 首先, 提出一种基于改进近邻传播聚类的自适应高斯混合模型, 优化了分布式光伏联合出力概率拟合迭代过程。然后, 提出基于改进三阶多项式正态估计过程的 Nataf 变换方法, 结合半不变量和 Cornish-Fisher 级数展开, 实现分布式光伏出力相关性条件下的概率潮流计算。最后, 采用电压越限和线路重过载指标计算电力系统运行风险。基于修改的 IEEE 14 节点电力系统, 对不同分布式光伏渗透率的接入场景进行仿真。以蒙特卡洛模拟作为对比, 结果表明所提方法在电网状态变量的概率分布计算上具有更高的精度, 并验证了评估结果能够有效反映不同分布式光伏渗透率对电力系统风险水平的影响。

**关键词:** 分布式光伏; 高斯混合模型; 近邻传播聚类; Nataf 变换; 概率潮流; 风险评估

## Risk assessment of a power system with a high penetration of distributed photovoltaic based on self-adaptive Gaussian mixture model

LIAO Jiaqi<sup>1</sup>, YU Ruoying<sup>1</sup>, LIU Yujun<sup>1</sup>, YU Peng<sup>2</sup>, ZHOU Chang<sup>1</sup>, XU Xiaohui<sup>1</sup>

(1. China Electric Power Research Institute, Nanjing 210003, China; 2. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, China)

**Abstract:** The connection of a high penetration of distributed photovoltaic (DPV) increases power system risk. Given the characteristics of complicated forms of power distribution, first a self-adaptive Gaussian mixture model based on the improved affinity propagation clustering is proposed to optimize the probability fitting iteration process of DPV joint output. Then a Nataf transformation method is given based on an improved third-order polynomial normal estimation process, and combined with a cumulant method and a Cornish-Fisher series, the probabilistic power flow calculation in conditions of correlation variables of DPV is realized. Finally, indicators of voltage limit and line overload are adopted to calculate the operational risk of the power system. Scenarios of different levels of DPV penetration are simulated using a modified IEEE 14-node power system. Compared with the Monte Carlo simulation, the results show that the method proposed has a higher accuracy on the probability distribution calculation of the status variables of the power grid. It is shown that the evaluation results can effectively reflect the effects of different penetration levels of DPV on the level of power system risk.

This work is supported by the National Key R&D Program of China (No. 2022YFB2402900).

**Key words:** distributed photovoltaic; Gaussian mixture model; affinity propagation clustering; Nataf transformation; probabilistic power flow; risk assessment

## 0 引言

随着我国“碳达峰、碳中和”建设任务的推进,

构建适应新能源占比逐渐提高的新型电力系统是实现能源低碳化清洁化转型的重要途径。光伏作为可再生能源, 已逐步成为我国电力系统的主体电源之一, 呈集中式与分布式并举的发展态势<sup>[1-3]</sup>。截至 2023 年第三季度, 我国光伏累计装机容量已达到 5.2 亿 kW,

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2022YFB2402900)

其中分布式光伏(distributed photovoltaic, DPV)占比43.27%<sup>[4]</sup>。伴随着新型电力系统的构建,高密度、海量化、无序性的分布式光伏接入使电力系统的运行结构和源荷平衡发生改变,我国山东、河北、河南等多个省级电网目前在春季和秋季午间已出现分布式光伏发电功率远超地区负荷的常态化现象,呈现“配网向主网延伸”的趋势,引发了电网多级设备反向重过载、局部电压大幅度越限等严重问题<sup>[5]</sup>。

风险评估是对电力系统不确定性事件发生可能性及事故后果严重程度进行量化评估的过程<sup>[6-7]</sup>。高渗透率分布式光伏“应发尽发”汇集形成随机性高、不可调控的聚合电源,对于调节能力弱、消纳空间小的电网节点和断面,电压越限、潮流重过载的概率将提升。因此,定量分析高渗透率分布式光伏接入电力系统后所带来的运行风险意义重大。文献[8-9]基于风险理论引入切除负荷、电压越限和线路潮流越限等指标,综合评估了考虑新能源出力分布的电力系统运行风险,但基于抽样模拟计算不能同时兼顾拟合精度与计算效率。文献[10-11]在Beta分布假定条件下采用概率潮流开展电力系统风险评估,但相较于发电受控的集中式新能源电站,分布式光伏地区发电曲线概率分布特征复杂,传统参数分布难以适应上述分析需求。

精准拟合分布式光伏集群出力概率分布特征是风险评估的必要条件。目前新能源发电不确定性建模采用的方法主要有Copula函数法、核密度估计(kernel density estimation, KDE)和高斯混合模型(gaussian mixture model, GMM)等,其中Copula函数法使用最为广泛<sup>[12]</sup>。文献[13-15]通过参数估计基于混合、非对称等改进Copula函数建立风光出力联合概率分布模型,但拟合结果局限于函数的分布范围。KDE无需提前假定概率分布,可基于历史样本直接构建概率模型<sup>[16]</sup>。文献[17-18]采用KDE建立了新能源预测误差概率分布函数,但该方法在样本数量较多的情形下参数数量过于庞大,限制了不确定性分析效率。GMM由多个高斯分布叠加而成,理论上可以线性逼近任意一种概率分布<sup>[19]</sup>。文献[20]采用高斯混合模型拟合了风电出力与预测误差的概率分布,但子高斯数量是基于主要密度峰值先验选取,难以准确刻画低概率密度区间的分布特征。

概率潮流是开展风险评估的有效工具,主要分为模拟法、点估计法(point estimation method, PEM)和半不变量法(cumulant method, CM)<sup>[21]</sup>。基于随机抽样的模拟法是电力系统不确定分析的经典方法,但该方法在面对规模较大的系统时需耗费大量时间,多用于验证其他概率潮流计算方法准确度<sup>[22-23]</sup>。

PEM是一种近似解法,可利用输入变量数字特征近似描述状态变量统计特性,无需进行确定性潮流计算<sup>[24]</sup>。文献[25-26]采用PEM计算概率潮流,但输出量的高阶矩误差较大,代数精度和计算效率受限。CM采用代数运算代替卷积运算,可结合级数展开快速求解出目标概率分布,对于具有相关性的非正态随机变量,可采用Nataf变换将相关性随机变量转换为独立随机变量<sup>[27]</sup>。

基于上述分析,本文提出了含高渗透率分布式光伏电力系统风险评估方法,主要研究内容及创新点如下:①提出一种自适应高斯混合建模方法,利用改进近邻传播聚类优化GMM迭代过程,无需先验假设分布,提高了局部概率分布拟合精度;②针对复杂变量分布的Nataf变换方法,设计一种数值估算方法改进三项多项式正态估计中的积分过程,同时兼顾相关性状态变量概率分布的计算精度和效率;③采用电压越限和潮流重过载指标,定量分析不同分布式光伏渗透率对电力系统运行风险的影响。最后,通过改进IEEE 14节点系统验证,计算结果可为稳态运行分析提供有力依据。

## 1 自适应高斯混合建模方法

### 1.1 分布式光伏出力分布特性

在实际电力系统中,随机变量通常服从具有复杂结构的非正态概率分布。图1基于我国东部某省份两个区域分布式光伏历史发电数据,经数据处理后构建出力经验分布。受地理、气候影响,不同区域分布式光伏出力的概率分布模型具有一定相关性。从分布特征上看,分布式光伏明显呈现出密度峰值随机、形态不规则的复杂特性。

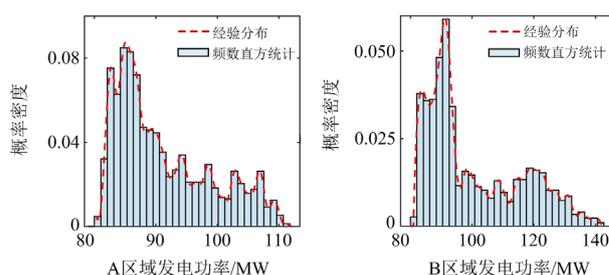


图1 我国东部A区域与B区域分布式光伏出力经验分布  
Fig. 1 Empirical distribution of DPV output in area A and area B in eastern part of China

### 1.2 高斯混合模型原理

高斯混合模型是一种描述混合密度分布的模型,可通过有限个高斯密度函数进行线性组合,不局限于特定概率密度函数形式假设。任意 $D$ 维分布式光伏出力随机变量组 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_D]$ 的GMM

概率密度函数如式(1)所示。

$$\begin{cases} f(\mathbf{X}) = \sum_{g=1}^G \omega_g N_g(\mathbf{X} | \boldsymbol{\mu}_g, \boldsymbol{\Sigma}_g) \\ N_g(\mathbf{X} | \boldsymbol{\mu}_g, \boldsymbol{\Sigma}_g) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_g)^\top |\boldsymbol{\Sigma}_g|^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_g)\right)}{(2\pi)^{D/2} |\boldsymbol{\Sigma}_g|^{1/2}} \end{cases} \quad (1)$$

式中： $f(\mathbf{X})$ 表示随机变量组 $\mathbf{X}$ 的GMM概率密度函数； $D$ 表示随机变量组 $\mathbf{X}$ 的维度； $G$ 表示GMM子高斯成分数量； $\omega_g$ 、 $\boldsymbol{\mu}_g$ 、 $\boldsymbol{\Sigma}_g$ 分别表示第 $g$ 个子高斯成分权重系数、期望向量和协方差矩阵； $N_g$ 表示第 $g$ 个子高斯成分概率密度函数。

通常采用极大似然估计法(maximum likelihood estimation, MLE)近似求解每个子高斯成分的参数，如式(2)所示。

$$\boldsymbol{\psi} = \arg \max L(x_1, x_2, \dots, x_D) \quad (2)$$

式中， $\boldsymbol{\psi}$ 表示极大似然估计法的待求未知参数集合，包含 $\omega_g$ 、 $\boldsymbol{\mu}_g$ 、 $\boldsymbol{\Sigma}_g$ ； $L(x_1, x_2, \dots, x_D)$ 表示随机变量组 $\mathbf{X}$ 的极大似然函数。

由于GMM存在隐状态，在MLE的基础上引入期望最大化(expectation maximization, EM)算法进行求解，使似然函数达到最大值<sup>[28]</sup>。

### 1.3 自适应高斯混合建模

利用EM算法迭代估计GMM待求参数，关键在于确定子高斯成分数量。常规经验法需对概率分布形态进行先验判断，难以适用于多峰随机分布且呈多维相关性的分布式光伏联合概率建模。此外，各子高斯成分均值和协方差的初始值选取也直接影响收敛范围和拟合精度。

邻近传播聚类(affinity propagation, AP)是一种基于信息传递进行自主簇划分的聚类算法，不需事先指定聚类数量，对样本离群点和异常值不敏感，聚类结果更稳定。AP聚类算法的步骤<sup>[29]</sup>如下所述。

1) 选用负欧式距离对样本计算相似度并构建相似度矩阵 $\mathbf{S}$ ，如式(3)所示。

$$S(i, k) = -\|\hat{x}_i - \hat{x}_k\|^2 \quad (3)$$

式中： $S(i, k)$ 表示点 $i$ 和点 $k$ 的相似度； $\|\cdot\|^2$ 表示求解欧式距离； $\hat{x}_i$ 、 $\hat{x}_k$ 分别表示随机变量 $x_i$ 、 $x_k$ 的样本。

相似度矩阵 $\mathbf{S}$ 的对角线元素 $S(i, k)$ 的大小是点 $i$ 能否成为聚类中心的评判标准，初始化取值通常设置为相似度矩阵中所有值的中位数。

2) 根据式(4)和式(5)分别计算更新吸引度矩阵

$\mathbf{R}$ 与归属度矩阵 $\mathbf{A}$ ，矩阵内部元素初始化取值为0。

$$R_{t+1}(i, k) = \begin{cases} S(i, k) - \max_{j \neq k} \{A_t(i, j) + R_t(i, j)\} \\ S(i, k) - \max_{j \neq k} \{S(i, j)\} \end{cases} \quad (4)$$

$$A_{t+1}(i, k) = \begin{cases} \min \left\{ 0, R_{t+1}(k, k) + \sum_{j \neq i, k} \max \{0, R_{t+1}(j, k)\} \right\} \\ \sum_{j \neq k} \max \{0, R_{t+1}(j, k)\} \end{cases} \quad (5)$$

式中： $R_{t+1}(i, k)$ 表示迭代 $t+1$ 次后点 $k$ 适合作为点 $i$ 的聚类中心的程度； $A_{t+1}(i, k)$ 表示迭代 $t+1$ 次后点 $k$ 选择点 $i$ 作为聚类中心的合适度。

3) 对样本的吸引度矩阵 $\mathbf{R}$ 与归属度矩阵 $\mathbf{A}$ 进行衰减处理，调节收敛速度及迭代稳定性，如式(6)所示。

$$\begin{cases} R_{t+1}(i, k) = \lambda R_t(i, k) + (1 - \lambda) R_{t+1}(i, k) \\ A_{t+1}(i, k) = \lambda A_t(i, k) + (1 - \lambda) A_{t+1}(i, k) \end{cases} \quad (6)$$

式中， $\lambda$ 表示阻尼系数，避免迭代过程出现数值振荡。

4) 根据吸引度和归属度计算决策矩阵 $\mathbf{C}$ ，如式(7)所示。

$$C_{t+1}(i, k) = R_{t+1}(i, k) + A_{t+1}(i, k) \quad (7)$$

式中， $C_{t+1}(i, k)$ 表示迭代 $t+1$ 次后点 $k$ 作为点 $i$ 的聚类中心的决策值。满足收敛条件后，根据决策矩阵对角线中的正值确定聚类中心。

由于AP聚类属于无监督算法，参考度初始选取会影响聚类结果，因此本文设计一种基于类间距离和类内距离划分(between within part, BWP)的改进AP聚类迭代方法，采用BWP指标研判聚类后的簇间簇内距离，取值范围为 $[-1, 1]$ ，其值越大，聚类效果越好。BWP指标 $B_{\text{WP}}$ 可由式(8)计算。

$$B_{\text{WP}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{n_j} \frac{b_d(j, i) - w_d(j, i)}{b_d(j, i) + w_d(j, i)} \quad (8)$$

式中： $n$ 表示样本总数量； $K$ 表示聚类数量； $n_j$ 表示第 $j$ 类的样本数量； $b_d(j, i)$ 、 $w_d(j, i)$ 分别表示第 $j$ 类第 $i$ 个样本的最小类间距离和平均类内距离。 $b_d(j, i)$ 、 $w_d(j, i)$ 可分别由式(9)、式(10)计算。

$$b_d(j, i) = \min_{1 \leq k \leq K, k \neq j} \left( \frac{1}{n_k} \sum_{p=1}^{n_k} \|\hat{x}_p^{(k)} - \hat{x}_i^{(j)}\|^2 \right) \quad (9)$$

式中： $n_k$ 表示第 $k$ 类的样本数量； $\hat{x}_p^{(k)}$ 表示第 $k$ 类第 $p$ 个样本； $\hat{x}_i^{(j)}$ 表示第 $j$ 类第 $i$ 个样本。

$$w_d(j, i) = \frac{1}{n_j - 1} \sum_{q=1, q \neq i}^{n_j} \|\hat{x}_q^{(j)} - \hat{x}_i^{(j)}\|^2 \quad (10)$$

式中,  $\hat{x}_q^{(j)}$ 、 $\hat{x}_i^{(j)}$  分别表示第  $j$  类第  $q$  个、第  $i$  个样本。每轮聚类结果计算 BWP 指标后, 若相较于上一轮 BWP 值降低, 则下调本轮聚类中心的参考度, 反之则上调, 直到产生稳定的聚类数量。

改进 AP 聚类可自主快速形成适应于目标分布的聚类数量和对应的聚类中心向量、协方差矩阵, 作为 GMM 参数估计的迭代初始值, 降低 EM 算法求解复杂度, 提升概率密度函数的拟合精度。

基于自适应多维高斯混合模型的概率密度函数拟合流程如图 2 所示。对于分布形态随机的样本数据, 自适应高斯混合模型(self-adaptive GMM, SA-GMM)可以解决分布式光伏联合概率建模难以根据分布特征先验选取子高斯成分数量的问题。

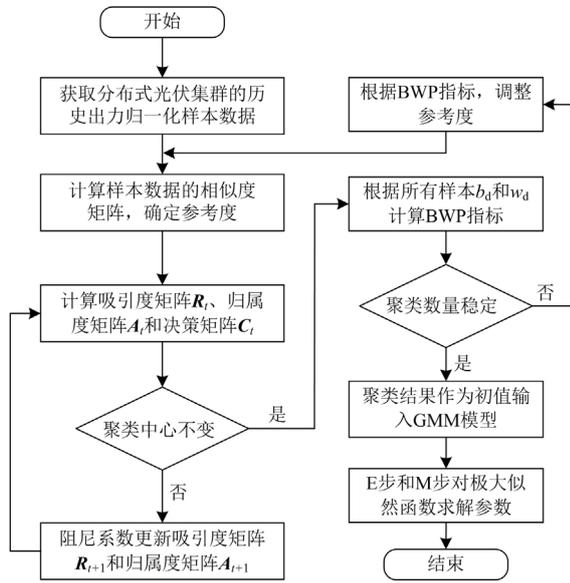


图 2 基于自适应高斯混合模型的概率密度函数拟合流程  
Fig. 2 Probability distribution function fitting process based on self-adaptive GMM

## 2 相关性变量独立标准化变换

### 2.1 Nataf 变换

半不变量法计算前提是随机变量相互独立。Nataf 变换可将分布式光伏相关性随机变量组转换为独立标准正态分布变量组<sup>[30]</sup>。对于  $D$  维随机变量组  $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_D]$ , 第  $i$  维变量  $x_i$  概率密度函数和累积分布函数分别为  $f_i(x_i)$  和  $F_i(x_i)$ , 相关性正态随机变量组  $\mathbf{Y}=[y_1, y_2, \dots, y_D]$  可由式(11)进行转换。

$$\Phi(y_i) = F_i(x_i) \quad (11)$$

式中,  $\Phi(y_i)$  表示标准正态累积分布函数<sup>[31]</sup>。

通过 Nataf 变换矩阵  $\mathbf{B}$  可将相关性正态随机变量转换为独立正态随机变量。对于独立正态随机变

量组  $\mathbf{Z}=[z_1, z_2, \dots, z_D]$  可由式(12)进行转换。

$$\mathbf{Z} = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{Y} \quad (12)$$

假设  $\mathbf{X}$  的线性相关系数矩阵为  $\boldsymbol{\rho}$ , 则  $\mathbf{Z}$  的线性相关系数矩阵  $\boldsymbol{\rho}_0$  的非对角元素可由式(13)计算。

$$\rho_{ij} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{F_i^{-1}(\Phi(y_i)) - \mu_i}{\sigma_i} \frac{F_j^{-1}(\Phi(y_j)) - \mu_j}{\sigma_j} \phi_{ij}(z_i, z_j, \rho_{0ij}) dz_i dz_j \quad (13)$$

式中:  $F_i^{-1}(\Phi(y_i))$  表示将  $\Phi(y_i)$  代入  $F_i(x_i)$  后的反函数;  $\rho_{ij}$  表示变量  $x_i$  和  $x_j$  的相关系数;  $\mu_i$ 、 $\mu_j$  表示期望值;  $\sigma_i$ 、 $\sigma_j$  表示标准差值;  $\phi_{ij}(z_i, z_j, \rho_{0ij})$  表示相关系数  $\rho_{0ij}$  的二维标准正态分布函数;  $\rho_{0ij}$  表示变量  $z_i$  和  $z_j$  的相关系数。

Nataf 变换矩阵  $\mathbf{B}$  为通过 Cholesky 分解正定对称矩阵  $\boldsymbol{\rho}_0$  得到的下三角矩阵, 如式(14)所示。

$$\boldsymbol{\rho}_0 = \mathbf{B}\mathbf{B}^T \quad (14)$$

### 2.2 三阶多项式正态估计

常见变量相关关系可直接通过求解式(13)的二重积分函数得到  $\boldsymbol{\rho}_0$ 。对于复杂模型, 可利用半经验公式对其进行简化后再求解, 但是半经验公式仅适用于 Copula 函数、幂函数等, 若待求函数不能表示为上述函数的线性关系, 则会出现求解困难甚至不可解<sup>[32]</sup>。因此, 本文采用三阶多项式正态变换(third-order polynomial normal transformation, TPNT)算法对 Nataf 变换矩阵进行估计, 降低求解难度。

假设原始相关随机变量  $x_i$  可由标准正态随机变量  $z_i$  的三阶多项式表示, 如式(15)所示。

$$x_i = a_{0i} + a_{1i}z_i + a_{2i}z_i^2 + a_{3i}z_i^3 \quad (15)$$

式中,  $a_{0i}$ 、 $a_{1i}$ 、 $a_{2i}$  和  $a_{3i}$  分别表示  $z_i$  的常数项、一次项、二次项和三次项。独立正态随机变量组  $\mathbf{Z}$  的线性相关系数矩阵  $\boldsymbol{\rho}$  中非对角线元素  $\rho_{0ij}$  可由式(16)求得。

$$6a_{3i}a_{3j}\rho_{0ij}^3 + 2a_{2i}a_{2j}\rho_{0ij}^2 + (a_{1i} + 3a_{3i})(a_{1j} + 3a_{3j})\rho_{0ij} + [(a_{0i} + a_{2i})(a_{0j} + a_{2j}) - \rho_{0ij}\sigma_i\sigma_j - \mu_i\mu_j] = 0 \quad (16)$$

式(15)中的多项式系数可通过概率加权矩进行线性加权求解。概率加权矩  $M_{f,r,s}$  的定义如式(17)所示。

$$M_{f,r,s} = E\{x_i^r [F_i(x_i)]^s [1 - F_i(x_i)]^s\} = \int_0^1 [F_i^{-1}(x_i)]^r F_i^s (1 - F_i)^s dF_i \quad (17)$$

式中:  $F_i^{-1}(x_i)$  表示随机变量  $x_i$  累积分布函数的反函数;  $F_i$  表示随机变量  $x_i$  的累积分布函数,  $F_i \equiv F_i(x_i)$ ;  $f$ 、 $r$ 、 $s$  表示实参数。

多项式正态变换方法如式(18)所示。

$$\mathbf{a}_n = \mathbf{T}_{\text{NT}} \mathbf{M}_{1,n,0} \quad (18)$$

式中:  $\mathbf{a}_n$  表示多项式系数向量;  $\mathbf{T}_{\text{NT}}$  表示正态变换矩阵, 具体参数见附录 A 式(A1);  $\mathbf{M}_{1,n,0}$  表示不及概率加权矩向量。

对于式(17)求解概率加权矩, 本文设计一种采样点数值估算来改进积分求解过程。按照不及概率加权矩的定义, 式(17)可改写如式(19)的形式。

$$M_{1,j,0} = \sum_{i=1}^I \hat{x}_{s,i} P_i^j \Delta P_i \quad (19)$$

式中:  $M_{1,j,0}$  表示不及概率加权矩向量的第  $j$  阶元素;  $\hat{x}_{s,i}$  表示变量按递增排序后的第  $i$  个样本, 取各分布式光伏集群的历史发电数据样本;  $I$  表示样本数量;  $P_i^j$  表示第  $i$  个样本的  $j$  阶累积概率;  $\Delta P_i$  表示采样频率, 取为  $1/I$ 。其中,  $P_i^j$  可通过式(20)进行估计。

$$P_i^j = \frac{C_{i-1}^j}{C_{i-1}^j} = \frac{(i-1)(i-2)\cdots(i-j)}{(I-1)(I-2)\cdots(I-j)} \quad (20)$$

### 3 计及分布式光伏的风险评估方法

#### 3.1 半不变量法概率潮流计算

本文基于电力系统交流非线性潮流模型, 利用电压灵敏度关系分别建立节点电压、线路潮流状态变量与节点注入功率的线性化方程, 如式(21)所示。

$$\begin{cases} [\mathbf{P}_{n0}, \mathbf{Q}_{n0}] + [\Delta \mathbf{P}_n, \Delta \mathbf{Q}_n] = F_{\text{volt}}(\mathbf{V}_0, \boldsymbol{\theta}_0) + \mathbf{J}_0[\Delta \mathbf{V}, \Delta \boldsymbol{\theta}] \\ [\mathbf{P}_{l0}, \mathbf{Q}_{l0}] + [\Delta \mathbf{P}_l, \Delta \mathbf{Q}_l] = F_{\text{line}}(\mathbf{V}_0, \boldsymbol{\theta}_0) + \mathbf{G}_0[\Delta \mathbf{V}, \Delta \boldsymbol{\theta}] \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $\mathbf{P}_{n0}$ 、 $\mathbf{Q}_{n0}$  分别表示节点注入有功功率和无功功率的基准期望值向量;  $\mathbf{P}_{l0}$ 、 $\mathbf{Q}_{l0}$  分别表示线路传输有功功率和无功功率的基准期望值向量;  $\Delta \mathbf{P}_n$ 、 $\Delta \mathbf{Q}_n$  分别表示节点注入有功功率和无功功率的随机扰动值向量;  $\Delta \mathbf{P}_l$ 、 $\Delta \mathbf{Q}_l$  分别表示线路传输有功功率和无功功率的随机扰动值向量;  $\mathbf{V}_0$ 、 $\boldsymbol{\theta}_0$  分别表示节点电压和相角的基准期望值向量;  $\Delta \mathbf{V}$ 、 $\Delta \boldsymbol{\theta}$  分别表示节点电压和相角的变化值向量;  $F_{\text{volt}}(\mathbf{V}_0, \boldsymbol{\theta}_0)$ 、 $F_{\text{line}}(\mathbf{V}_0, \boldsymbol{\theta}_0)$  分别表示节点注入功率和线路传输功率的潮流方程;  $\mathbf{J}_0$  表示确定性潮流计算迭代收敛后的雅可比矩阵;  $\mathbf{G}_0$  表示灵敏度矩阵, 由  $\partial F_{\text{line}} / \partial(\mathbf{V}_0, \boldsymbol{\theta}_0)$  计算得到。

通过中心矩理论求解分布式光伏独立标准正态分布变量的各阶半不变量<sup>[33]</sup>, 作为节点注入功率随机扰动值代入式(21), 卷积计算节点电压状态变量和线路潮流状态变量的各阶半不变量, 如式(22)所示。

$$\begin{cases} [\Delta \mathbf{P}_l, \Delta \mathbf{Q}_l]_{(k)} = (\mathbf{G}_0 \mathbf{J}_0^{-1})^{k*} [\Delta \mathbf{P}_n, \Delta \mathbf{Q}_n]_{(k)} \\ [\Delta \mathbf{V}, \Delta \boldsymbol{\theta}]_{(k)} = (\mathbf{J}_0^{-1})^{k*} [\Delta \mathbf{P}_n, \Delta \mathbf{Q}_n]_{(k)} \end{cases} \quad (22)$$

式中:  $k$  表示第  $k$  阶半不变量;  $k^*$  表示矩阵元素的  $k$  次幂。

#### 3.2 Cornish-Fisher 级数展开

将所求节点电压、线路潮流状态变量的各阶半不变量通过级数展开可得到累积分布函数。Cornish-Fisher 级数展开在应对非正态随机变量时具有更高的拟合精度。假设级数展开标准正态变量  $\delta$  的  $\alpha$  分位数为  $\delta(\alpha)$ , 其可由式(23)计算得到。

$$\begin{aligned} \delta(\alpha) = & \zeta(\alpha) + \frac{\zeta^2(\alpha) - 1}{6} k_3 + \frac{\zeta^3(\alpha) - 3\zeta(\alpha)}{24} k_4 - \\ & \frac{2\zeta^3(\alpha) - 5\zeta(\alpha)}{36} k_3^2 + \frac{\zeta^4(\alpha) - 6\zeta^2(\alpha) + 3}{120} k_5 - \\ & \frac{\zeta^4(\alpha) - 5\zeta^2(\alpha) + 2}{24} k_3 k_4 + \dots \end{aligned} \quad (23)$$

式中:  $\zeta(\alpha)$  为标准正态累积分布函数反函数的  $\alpha$  分位数,  $\zeta(\alpha) = \Phi^{-1}(\alpha)$ ;  $k_m$  为第  $m$  阶半不变量。

状态变量  $x_i$  的  $\alpha$  分位数  $x_i(\alpha)$  通过式(24)求得。

$$x_i(\alpha) = \delta_i(\alpha) \sigma_i + \mu_i \quad (24)$$

根据  $x_i(\alpha) = F_i^{-1}(\alpha)$  可求得累积分布函数。

#### 3.3 电力系统风险评估

本文假定电力系统常规电源开机方式可以满足负荷需求, 在此基础上采用效用理论偏好型函数<sup>[34]</sup>, 结合节点电压越限与线路潮流越限的偏移量, 定量计算电力系统越限风险指标。

电压越限风险指标  $R_{\text{volt}}$  计算方法如式(25)所示。

$$R_{\text{volt}} = \sum_{i=1}^{n_{\text{vu}}} \int_{v_u}^{\infty} f(v_i) g(v_i) dv_i + \sum_{i=1}^{n_{\text{vd}}} \int_0^{v_d} f(v_i) g(v_i) dv_i \quad (25)$$

式中:  $n_{\text{vu}}$  和  $n_{\text{vd}}$  分别为电压越上限和越下限节点数量;  $v_u$  和  $v_d$  分别为电压运行上限和下限;  $f(v_i)$  和  $g(v_i)$  分别为第  $i$  个节点电压  $v_i$  对应的概率密度函数和越限严重度函数。

其中, 电压越限严重度函数以越限比例的偏好型效用函数表示, 如式(26)所示。

$$g(v_i) = \begin{cases} (e^{(v_i/v_u-1)} - 1)/(e-1) & v_i > v_u \\ (e^{(1-v_i/v_d)} - 1)/(e-1) & v_i < v_d \end{cases} \quad (26)$$

潮流越限风险指标  $R_{\text{line}}$  计算方法如式(27)所示。

$$R_{\text{line}} = \sum_{j=1}^{n_{\text{ld}}} \int_{p_u}^{\infty} f(p_j) g(p_j) dp_j \quad (27)$$

式中:  $f(p_j)$  和  $g(p_j)$  分别为第  $j$  条线路有功潮流  $p_j$  对应的概率密度函数和越限严重度函数;  $n_{\text{ld}}$  为

有功潮流越上限线路数量;  $p_u$  为有功潮流上限。

其中, 有功潮流严重度函数以越限比例的偏好型效用函数表示, 如式(28)所示。

$$g(p_j) = (e^{(p_j/p_u - 1)} - 1) / (e - 1) \quad (28)$$

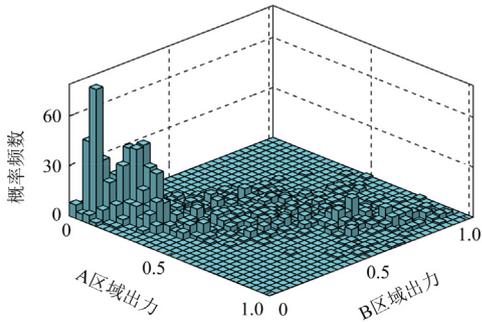
## 4 仿真分析

### 4.1 分布式光伏出力联合概率拟合分析

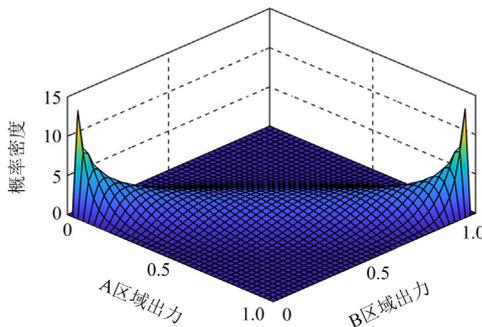
本文采用我国东部某省地区电网若干区域在 2022 年 3 月至 5 月 11:00—14:00 的实测 10 kV 工商业分布式光伏电站与 380 V 户用光伏功率有效数据进行建模, 数据集时间分辨率为 15 min。

分布式光伏出力随机性强, 受地理位置及环境变化影响大, 不同区域分布式光伏出力相关性不一。本节选取两组不同相关系数的出力样本进行分析对比, 分别利用高斯 Copula 算法、GMM 算法和 SA-GMM 算法对归一化的功率数据建立联合概率分布模型, 并比较 3 种算法的拟合效果。

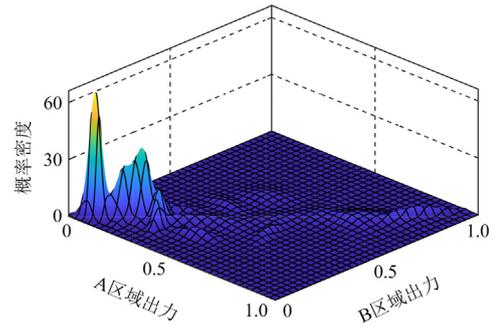
对样本相关性系数为 0.8856 的 A 区域与 B 区域分布式光伏出力数据进行联合概率密度函数拟合分析, 如图 3 所示。图 3(a)为基于 AB 两个区域分布式光伏出力样本统计频数的联合分布直方图, 统计区间数均设置为 30 个。由图 3(b)可以看出, 高斯 Copula 常规相关性解析分布难以准确拟合分布式光伏的出力特征; 图 3(c)和图 3(d)可以看出, GMM 算法可以较好表征出分布式光伏出力概率分布的多峰、



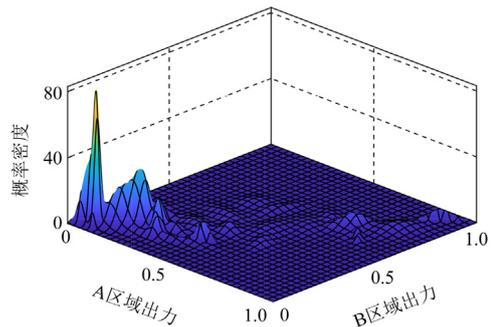
(a) 两个区域分布式光伏归一化出力分布直方图



(b) 高斯Copula算法概率分布模型



(c) GMM算法概率分布模型



(d) SA-GMM算法概率分布模型

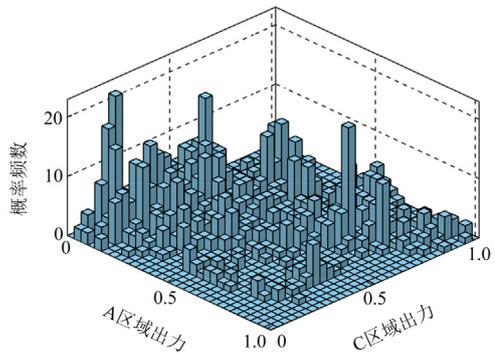
图 3 AB 区域出力联合概率分布拟合图

Fig. 3 Fitting diagrams of output joint probability distribution in area A and B

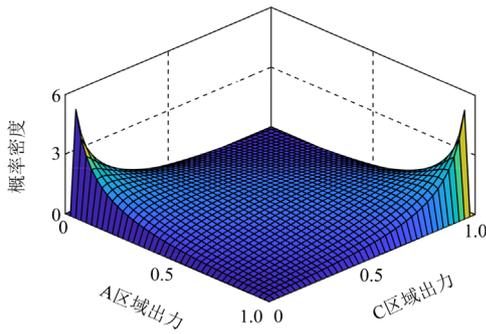
不对称等特性, 而 SA-GMM 算法相较于 GMM 算法在部分概率密度较小的分布区间拟合更为精确, 整体拟合效果显著。

对样本相关性系数为 0.4818 的 A 区域与 C 区域分布式光伏出力数据进行联合概率密度函数拟合分析, 如图 4 所示。可以看出, GMM 算法对于不同相关性系数的分布式光伏出力数据均具有较好刻画能力, 而 SA-GMM 算法较 GMM 算法拟合效果更好。

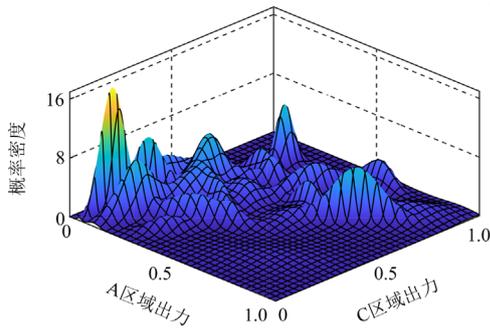
为了衡量模型拟合的有效性, 采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)来评价概率密度函数的



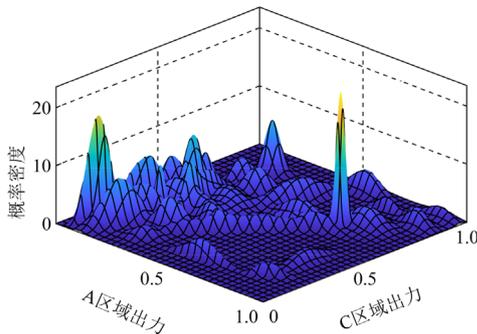
(a) 两个区域分布式光伏归一化出力分布直方图



(b) 高斯Copula算法概率分布模型



(c) GMM算法概率分布模型



(d) SA-GMM算法概率分布模型

图4 AC区域出力联合概率分布拟合图

Fig. 4 Fitting diagrams of output joint probability distribution in area A and C

拟合效果, 并对比 GMM 算法与 SA-GMM 算法的极大似然估计值。MAE 计算方法见附录 A 式(A2)。

表 1 列出了不同拟合模型的 MAE。由表 1 可知, SA-GMM 算法较 GMM 算法的拟合精度分别提升了 3.21% 和 4.61%, 验证了所提方法的拟合优势。

#### 4.2 含分布式光伏概率潮流仿真分析

为了便于说明, 本文采用修改的 IEEE 14 节点主网系统(in the Midwestern US)作为仿真算例, 基准值为 100 MVA, 如图 5 所示。本算例中所有节点负荷的有功与无功期望值参照系统原负荷值并服从正

态分布, 标准差取为负荷期望值的 10%。该算例中负荷有功容量为 259 MW, 无功容量为 79 Mvar, 平衡节点 1 控制电压为 1.06 p.u.。由于基于半不变量法的概率潮流计算误差一般不随系统规模的增大而增大, 因此本算例分析结论同样适用于更大规模电力系统。

表 1 3 种拟合模型性能指标比较

Table 1 Indicators comparison between three fitting models

联合出力	相关系数	拟合模型	MAE	MLE 值
区域 A、B	0.8856	高斯 Copula	7.5191	—
		GMM	0.8346	2159.02
		SA-GMM	0.8078	2337.66
区域 A、C	0.4818	高斯 Copula	2.0428	—
		GMM	0.8534	1017.04
		SA-GMM	0.8141	1236.28

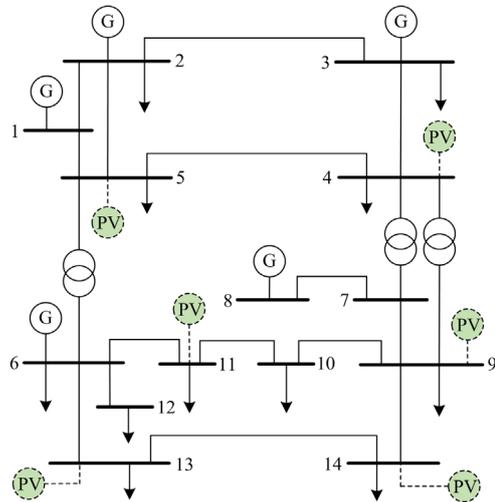


图 5 修改的 IEEE 14 节点电网拓扑图

Fig. 5 Modified topology of IEEE 14-node power grid

在概率潮流验证中, 模拟法可分为序贯抽样模拟与非序贯抽样模拟。在电力系统分析中, 序贯抽样模拟用于对设备的状态时序过程进行概率抽样, 非序贯抽样模拟用于对设备的状态事件进行概率抽样<sup>[35]</sup>。由于本文研究目标在于单个时间断面下高渗透率分布式光伏接入对电网运行的影响, 因此本文采用非时序蒙特卡洛模拟(Monte Carlo simulation, MCS)对分布式光伏与负荷进行 15 000 次抽样, 以 MCS 的频数直方统计和概率密度函数为基准, 分别对比 GMM 算法和 SA-GMM 算法的计算结果。

首先在节点 4、11 和 14 分别接入累计装机容量为 111.71 MW、142.57 MW、267.53 MW 的分布式光伏集群, 计算电力系统内所有 PQ 节点电压幅值及各线路有功潮流的概率分布。均值与方差计算结

果分别如附录 A 表 A1、表 A2 所示。

以节点 7、11、13 作为研究对象, 其电压幅值的频数直方统计、MCS 算法、GMM 算法、SA-GMM 算法、SA-GMM 成分的概率密度如图 6 所示。从图 6(a)可以看出, 本文所提方法较 GMM 算法更接近于 MCS 的概率密度, 并且能够准确拟合节点电压幅值的概率密度函数。从图 6(b)和图 6(c)可以看出, 容量为最大负荷 1.55 倍的分布式光伏接入系统后, 节点 11、13 的电压区间上限分别提升至 1.11 p.u. 和 1.075 p.u.。

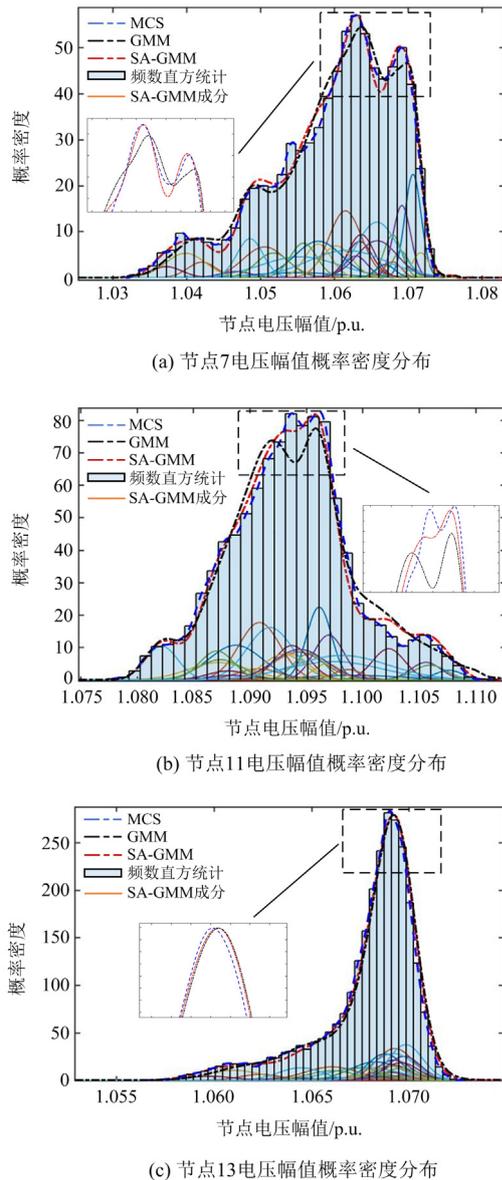


图 6 节点电压幅值概率密度分布图

Fig. 6 Probability density distribution of node voltage amplitude

以线路 4-5 和线路 13-14 作为研究对象, 其线路有功潮流的 MCS 累积概率、GMM 累积概率、

SA-GMM 累积概率如图 7 所示。从图 7(a)和图 7(b)可以看出, 本文所提方法较传统 GMM 算法的拟合形状更接近于 MCS 累积概率曲线。

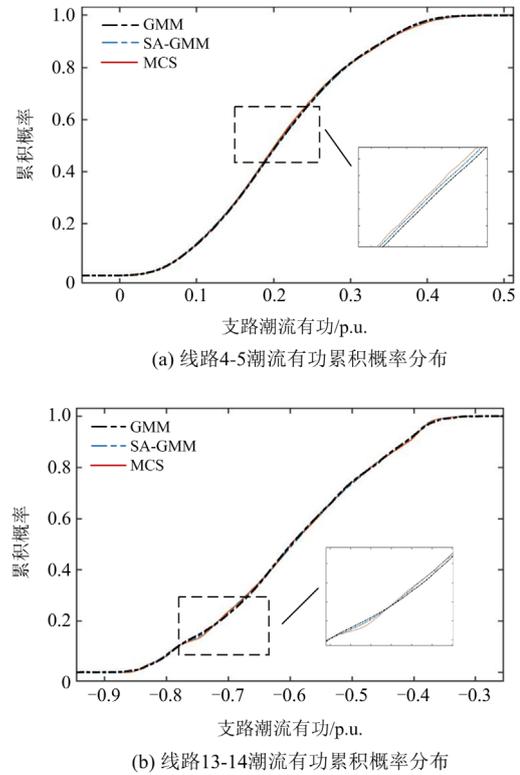


图 7 线路潮流有功累积概率分布图

Fig. 7 Cumulative probability distribution of line active power flow

为了定量分析拟合结果, 本文采用平均绝对百分误差(mean absolute percentage error, MAPE)将 MCS 结果分别与 GMM 算法和 SA-GMM 算法的计算结果进行对比, 进一步验证所提方法的计算效果。MAPE 计算方法见附录 A 式(A3)。

表 2 展示了系统节点电压幅值与线路有功潮流的均值误差  $e_{\mu\text{-MAP}}$ 、方差误差  $e_{\sigma\text{-MAP}}$  计算结果。与 MCS 比较, 利用 SA-GMM 算法计算的电压幅值的均值 MAPE 为 0.0169%, 方差 MAPE 为 1.4104%; 线路有功的均值 MAPE 为 0.0760%, 方差 MAPE 为 0.6628%。上述计算结果均小于 GMM 算法计算结果, 进一步验证了本文方法误差更低。

表 2 电压幅值与线路有功的 MAPE 分析

Table 2 MAPE of voltage amplitude and line active power

	$e_{\mu\text{-MAP}}/\%$		$e_{\sigma\text{-MAP}}/\%$	
	GMM	SA-GMM	GMM	SA-GMM
电压幅值	0.0260	0.0169	3.9064	1.4104
线路有功	0.1450	0.0760	1.6312	0.6628

### 4.3 不同渗透率下电力系统风险评估分析

根据分布式光伏接入电网承载力评估发布结果,我国部分省份分布式光伏接入受限地区不断增加,参照 DL/T 2041—2019 分类条件,已出现 220 kV 以下电网线路、设备因分布式光伏潮流反送超过 80% 的现象<sup>[36]</sup>。为分析不同分布式光伏渗透率对电力系统运行风险的影响,本文参照实际电网运行情况,根据 IEEE 14 节点主网系统负荷配置分布式光伏接入容量,分别在 4、5、9、11、13、14 共 6 个 PQ 节点先后接入分布式光伏集群,共设置 4 个场景,逐步提升地区电网分布式光伏渗透率,如表 3 所示。其中,渗透率采用 IEC 62934—2021 定义的需求渗透率(demand penetration, DP):分布式光伏接入系统额定容量与系统最大负荷有功功率(负荷最大有功功率为 336.72 MW)的比值<sup>[37]</sup>。

表 3 不同分布式光伏渗透率的接入场景

Table 3 Connection scenarios under different DPV penetration

场景设置	接入节点	接入容量/MW	DP 值/%
场景 1	4,5,9	521.81	154.97
场景 2	4,5,9,11	594.09	176.43
场景 3	4,5,9,11,13	656.67	195.02
场景 4	4,5,9,11,13,14	791.22	234.98

由于 IEEE 14 节点算例的平衡节点与 PV 节点电压均值为 1.04 p.u.,因此本文设置节点电压正常运行区间为[0.98, 1.10] p.u.,设置线路有功潮流上限值为线路额定功率的±0.95 倍。

不同场景下系统中各 PQ 节点电压越限风险如图 8 所示。可以看出,随着分布式光伏渗透率提升,节点 7、9、11 电压越限风险有所降低,而节点 14 电压越限风险明显升高,分析可知,分布于电网末端、距离 PV 节点较远且负荷容量较小的节点,易出现因分布式光伏接入所造成的运行电压越限、风险水平升高现象。

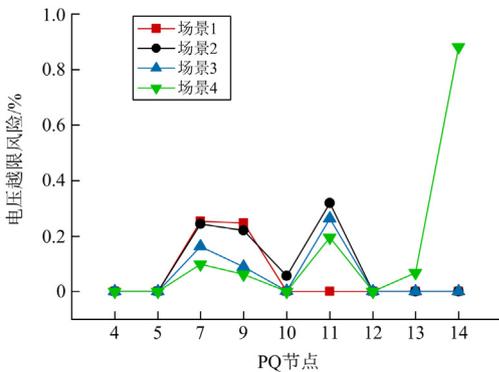


图 8 不同场景下各 PQ 节点电压越限风险指标

Fig. 8 Risk of PQ node voltage under different scenarios

不同场景下系统各线路有功潮流越限风险如图 9 所示,图 9 中横坐标线路编号对应的线路首末端信息见附录 A 表 A2。可以看出,随着分布式光伏渗透率的提升,线路逐步出现向上级电网功率反送的现象,与上级电网连接处的 1-2 线路、2-3 线路出现明显的线路功率潮流越限风险。

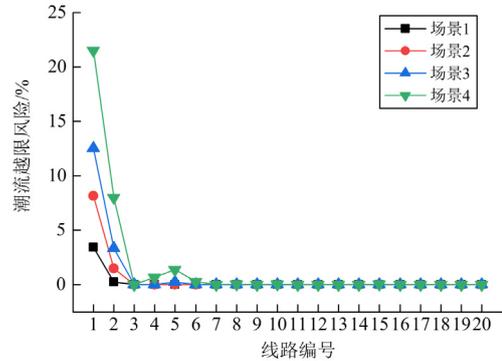


图 9 不同场景下各线路有功潮流越限风险指标

Fig. 9 Risk of line active power flow under different scenarios

4 个场景的全系统电压运行风险和潮流运行风险如表 4 所示。由表 4 可知,随着分布式光伏渗透率逐渐提升,系统运行风险显著升高。当渗透率为 154.97% 时,系统节点电压运行风险仅为 0.1078%,而渗透率提升至 234.98% 后,电压运行风险升高至 1.1050%,扩大 10.25 倍,同理,潮流运行风险由 10.2641% 升高至 34.8952%,扩大 2.39 倍。

表 4 不同场景下全系统电压和潮流运行风险指标

Table 4 Operation risk indicators of system voltage and power flow under different scenarios

场景序号	电压运行风险/%		潮流运行风险/%	
	MCS	SA-GMM	MCS	SA-GMM
1	0.1051	0.1078	10.2131	10.2641
2	0.3946	0.3991	16.8667	16.8487
3	0.2530	0.2577	22.1691	22.1767
4	1.0930	1.1050	35.2138	34.8952

根据上述风险评估结果,本文进一步研究提升电网线路传输热容量与采用无功补偿措施对高渗透率分布式光伏接入电网运行风险的影响。

在分布式光伏接入的节点配置静止无功发生器(static var generator, SVG),其容量等于光伏容量的 10%、20% 和 30%,为节点提供无功补偿,SVG 采用恒无功功率模式运行,全系统电压运行风险指标计算结果如表 5 所示。由表 5 可知,场景 1、2、3 无功补偿改善作用较小,而场景 4 在无功补偿容量增加后改善效果明显。因此,对于调压能力弱、分布式光伏反送严重的地区电网,可配置一定比例无

功补偿装置降低电压越限风险。

表 5 采用无功补偿措施后全系统电压运行风险指标

Table 5 Operation risk indicators of system voltage after adopting reactive power compensation

场景序号	电压运行风险/%		
	光伏容量 10%	光伏容量 20%	光伏容量 30%
1	0.1030	0.0980	0.0934
2	0.3748	0.3507	0.3268
3	0.2360	0.2162	0.1986
4	1.0366	0.9750	0.9166

将线路有功潮流的上限值分别调整为线路额定功率的 $\pm 1.1$ 倍、 $\pm 1.2$ 倍, 全系统潮流运行风险指标计算结果如表 6 所示。由表 6 可知, 当线路有功潮流上限提高至线路额定功率 1.1 倍时, 各场景潮流运行风险都有显著降低。而当上限提高至 1.2 倍后, 场景 1、2 的风险基本消除, 但场景 3、4 的风险并未显著改善。因此, 为兼顾系统安全性与经济性, 应根据地区电网分布式光伏接入规划合理提升关键线路传输容量。

表 6 提升线路传输容量后全系统潮流运行风险指标

Table 6 Operation risk indicators of system power flow after improving line transmission capacity

场景序号	潮流运行风险/%	
	有功潮流上限 $\pm 1.1$ 倍	有功潮流上限 $\pm 1.2$ 倍
1	3.9284	2.0267
2	8.5327	5.2320
3	12.7202	8.6563
4	22.0431	16.4799

本文在同一台计算机上采用 Matlab2020b 软件对上述 MCS 和基于概率潮流的风险评估进行计算。其中, MCS 法的计算时间为 31.03 s, 而基于概率潮流的风险评估方法仅用时 2.43 s, 误差最高仅为 2.56%, 由此验证了本文所提含高渗透率分布式光伏电力系统风险评估方法在满足计算精度的条件下大大减少了计算时间, 保证了评估结果的高效性和准确性。

## 5 结论

本文基于自适应高斯混合模型提出了不同渗透率分布式光伏接入电力系统的风险评估方法, 通过算例验证了所提方法有效性, 主要结论如下:

1) 本文基于改进近邻传播聚类优化了高斯混合迭代过程, 自适应形成目标分布的子高斯成分与最优迭代初值, 有效解决了难以准确判断复杂分布

式光伏联合概率的子高斯成分数量问题, 不同相关系数下拟合精度均高于 Copula 函数和 GMM 算法。

2) 本文所提基于改进三阶多项式正态估计过程的 Nataf 变换, 进一步提高了分布式光伏出力相关性条件下的半不变量概率潮流计算精度, 电力系统状态变量概率分布参数拟合误差不超过 1.41%。

3) 在不同渗透率场景下快速分析定位电压越限和潮流重过载的风险状态, 计算精度接近 15 000 次抽样, 误差最高仅为 2.56%, 精确反映了高渗透率分布式光伏出力随机性对电力系统风险水平的影响, 具有良好的预判性。

4) 分析了提升电网线路传输热容量与采用无功补偿措施对电网运行风险的改善作用, 为当前分布式光伏爆发式增长与规模化接入所带来的电网运行风险提供了一定解决思路。后续将进一步研究极高渗透率分布式光伏风险时序模拟与预警防控措施。

## 附录 A

TPNT 正态变换矩阵  $T_{NT}$  参数为

$$T_{NT} = \begin{bmatrix} -0.8138 & 10.8828 & -10.8828 & 0 \\ 1.6822 & -42.7384 & 118.122 & -78.748 \\ 1.8138 & -10.8828 & 10.8828 & 0 \\ -1.3818 & 18.5126 & -47.247 & 31.498 \end{bmatrix} \quad (A1)$$

平均绝对误差  $e_{MAE}$  的计算方法为

$$e_{MAE} = \frac{1}{\varphi} \sum_{i=1}^n |z'_i - z_i| \quad (A2)$$

平均绝对百分误差  $e_{MAP}$  的计算方法如式(A3)所示。

表 A1 节点电压概率分布的均值与方差计算结果

Table A1 Calculation results of mean and variance for probability distribution of node voltage

状态 变量	PQ 节点	GMM		SA-GMM		MCS		
		均值	方差/ $\times 10^{-6}$	均值	方差/ $\times 10^{-6}$	均值	方差/ $\times 10^{-6}$	
电压/ p.u.	4	1.0472	3.3679	1.0472	3.3892	1.0471	3.3791	
	5	1.0449	2.0850	1.0448	2.1579	1.0448	2.1936	
	7	1.0600	70.892	1.0599	72.577	1.0597	73.640	
	节点	9	1.0411	216.51	1.0408	221.63	1.0407	224.71
	10	1.0500	131.66	1.0498	134.27	1.0496	135.73	
	11	1.0938	32.596	1.0937	31.305	1.0936	30.053	
	12	1.0565	8.5138	1.0564	8.7380	1.0564	8.7721	
	13	1.0681	5.9159	1.0680	6.2703	1.0679	6.3532	
	14	1.1277	36.226	1.1272	36.095	1.1271	35.762	

表 A2 线路有功潮流概率分布的均值与方差计算结果

Table A2 Calculation results of mean and variance for probability distribution of line active power flow

状态 变量	线路 编号	线路首 末节点	GMM		SA-GMM		MCS	
			均值	方差	均值	方差	均值	方差
	1	1-2	-0.7258	0.0681	-0.7243	0.0685	-0.7234	0.0691
	2	1-5	-0.5202	0.0226	-0.5197	0.0229	-0.5192	0.0231
	3	2-3	0.2528	0.0030	0.2529	0.0030	0.2531	0.0031
	4	2-4	-0.4269	0.0135	-0.4265	0.0137	-0.4262	0.0139
	5	2-5	-0.3831	0.0094	-0.3829	0.0096	-0.3826	0.0097
	6	3-4	-0.6928	0.0029	-0.6927	0.0029	-0.6925	0.0029
	7	4-5	0.2109	0.0085	0.2106	0.0086	0.2104	0.0087
	8	4-7	-0.5981	0.0186	-0.5976	0.0187	-0.5972	0.0188
	9	4-9	-0.3421	0.0059	-0.3418	0.0059	-0.3416	0.0060
支路 潮流/ p.u.	10	5-6	-0.7951	0.0302	-0.7948	0.0305	-0.7942	0.0308
	11	6-11	-0.5217	0.0065	-0.5216	0.0065	-0.5215	0.0066
	12	6-12	-0.0461	0.0005	-0.0461	0.0005	-0.0460	0.0005
	13	6-13	-0.3393	0.0102	-0.3391	0.0101	-0.3388	0.0101
	14	7-8	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
	15	7-9	-0.5981	0.0186	-0.5976	0.0187	-0.5972	0.0188
	16	9-10	-0.3183	0.0037	-0.3183	0.0037	-0.3183	0.0037
	17	9-14	-0.9171	0.0367	-0.9161	0.0361	-0.9153	0.0360
	18	10-11	-0.4114	0.0039	-0.4115	0.0038	-0.4114	0.0038
	19	12-13	-0.1081	0.0005	-0.1081	0.0005	-0.1079	0.0005
	20	13-14	-0.5954	0.0170	-0.5951	0.0169	-0.5949	0.0169

$$e_{MAP} = \frac{1}{\varphi} \sum_{i=1}^n \left| \frac{z'_i - z_i}{z_i} \right| \quad (A3)$$

式中： $z_i$ 为原始数据的经验概率密度曲线数据； $z'_i$ 为拟合后的概率密度曲线数据； $\varphi$ 为概率密度曲线数据采样点数量。

参考文献

[1] 汪泽州, 张明明, 钱峰强, 等. 含光伏接入的中压配电网集中调控优化策略[J]. 中国电力, 2023, 56(2): 15-22. WANG Zezhou, ZHANG Mingming, QIAN Fengqiang, et al. Centralized regulation and optimization strategy for MV distribution network with PV integration[J]. Electric Power, 2023, 56(2): 15-22.

[2] 孟羽, 李兴文, 吴子豪, 等. 光伏系统直流故障电弧时频域特性及其复合模型研究[J]. 高压电器, 2022, 58(5): 23-30, 40. MENG Yu, LI Xingwen, WU Zihao, et al. Research on time-frequency characteristics and composite models of DC arc faults in photovoltaic system[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 23-30, 40.

[3] 肖瑶, 钮文泽, 魏高升, 等. 太阳能光伏/光热技术研

究现状与发展趋势综述[J]. 发电技术, 2022, 43(3): 392-404.

XIAO Yao, NIU Wenze, WEI Gaosheng, et al. Review on research status and developing tendency of solar photovoltaic/thermal technology[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(3): 392-404.

[4] 国家能源局. 国家能源局 2023 年四季度新闻发布会文字实录[EB/OL]. [https://www.nea.gov.cn/2023-10/31/c\\_1310748132.htm](https://www.nea.gov.cn/2023-10/31/c_1310748132.htm). National Energy Administration. Transcript of the press conference of the National Energy Administration in the fourth quarter of 2023[EB/OL]. [http://www.nea.gov.cn/2023-02/17/c\\_1310698128.htm](http://www.nea.gov.cn/2023-02/17/c_1310698128.htm).

[5] 李征, 王文宾, 韩胜峰, 等. 考虑无功支撑的分布式光伏接入配电网电压适应性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(11): 32-41. LI Zheng, WANG Wenbin, HAN Shengfeng, et al. Voltage adaptability of distributed photovoltaic access to a distribution network considering reactive power support[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(11): 32-41.

[6] 莫石, 徐秋实, 卢子敬, 等. 模糊分割多目标风险框架下电网连锁故障运行风险评估[J]. 中国电力, 2024, 57(2): 41-48. MO Shi, XU Qiushi, LU Zijong, et al. Fuzzy partitioned multi-objective risk framework based operational risk assessment of cascading failure for power grid[J]. Electric Power, 2024, 57(2): 41-48.

[7] 杨晓宇, 郭晓鹏, 杨昆. 电力物联网用户用电信息全过程管理风险评估[J]. 智慧电力, 2022, 50(10): 53-60. YANG Xiaoyu, GUO Xiaopeng, YANG Kun. Whole process management risk assessment of user's power consumption information through electric internet of things[J]. Smart Power, 2022, 50(10): 53-60.

[8] 马燕峰, 骆泽榕, 赵书强, 等. 基于改进蒙特卡洛混合抽样的含风光电力系统风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(9): 75-83. MA Yanfeng, LUO Zerong, ZHAO Shuqiang, et al. Risk assessment of a power system containing wind power and photovoltaic based on improved Monte Carlo mixed sampling[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 75-83.

[9] 马燕峰, 杨小款, 王子建, 等. 基于风险价值的大规模风电并网电力系统运行风险评估[J]. 电网技术, 2021, 45(3): 849-855. MA Yanfeng, YANG Xiaokuan, WANG Zijian, et al. Operation risk assessment for power system with large-scale wind power system integration based on value at risk[J]. Power System Technology, 2021, 45(3):

- 849-855.
- [10] MEHDIZADEH M, GHAZI R, GHAYENI M. Power system security assessment with high wind penetration using the farms models based on their correlation[J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12(8): 893-900.
- [11] 陈朝宽, 张靖, 何宇, 等. 基于 Cornish-Fisher 级数和半不变量法的含光伏配电系统风险评估[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(2): 91-96.  
CHEN Chaokuan, ZHANG Jing, HE Yu, et al. Risk assessment of distribution system with photovoltaic based on Cornish-Fisher series and cumulant method[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(2): 91-96.
- [12] 高元海, 徐潇源, 严正. 基于多维高斯混合模型的电力系统不确定性建模方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 37-48.  
GAO Yuanhai, XU Xiaoyuan, YAN Zheng. Power system uncertainty modeling based on multivariate Gaussian mixture model[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 37-48.
- [13] 苏晨博, 刘崇茹, 徐诗甜, 等. 利用贝叶斯线性回归结合混合 Copula 函数分析风电功率的相关性[J]. 中国电力, 2021, 54(8): 182-189.  
SU Chenbo, LIU Chongru, XU Shitian, et al. Mix copula function based wind power correlation analysis: a Bayesian linear regression approach[J]. Electric Power, 2021, 54(8): 182-189.
- [14] 刘威鹏, 刘玉田. 基于非对称 Copula 函数的风电场黑启动储能优化配置[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(19): 47-54.  
LIU Weipeng, LIU Yutian. Optimal configuration of energy storage for wind farm black-start based on asymmetric copula function[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(19): 47-54.
- [15] 李雪, 李佳奇, 张儒峰, 等. 计及风电出力相关性和条件价值风险的电力系统概率可用输电能力评估[J]. 电工技术学报, 2023, 38(15): 4162-4176.  
LI Xue, LI Jiaqi, ZHANG Rufeng, et al. Probabilistic available transfer capability assessment in power system considering conditional value-at-risk and correlated wind power[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(15): 4162-4176.
- [16] 吴思嘉, 迟方德, 叶希, 等. 高比例新能源电网运行备用容量需求概率动态评估方法[J]. 电力建设, 2023, 44(6): 126-134.  
WU Sijia, CHI Fangde, YE Xi, et al. Probabilistic dynamic assessment for operating reserve requirements of power system with high penetrated renewables[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(6): 126-134.
- [17] GAO Y, XU X, YAN Z, et al. Gaussian mixture model for multivariate wind power based on kernel density estimation and component number reduction[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(3): 1853-1856.
- [18] 齐金山, 姚良忠, 廖思阳, 等. 高比例新能源电力系统静态电压稳定裕度在线概率评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(5): 47-57.  
QI Jinshan, YAO Liangzhong, LIAO Siyang, et al. Online probabilistic assessment of static voltage stability margin for power systems with a high proportion of renewable energy[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(5): 47-57.
- [19] 刘洁, 林舜江, 梁炜焜, 等. 基于高阶马尔可夫链和高斯混合模型的光伏出力短期概率预测[J]. 电网技术, 2023, 47(1): 266-275.  
LIU Jie, LIN Shunjiang, LIANG Weikun, et al. Short-term probabilistic forecast for power output of photovoltaic station based on high order Markov chain and Gaussian mixture model[J]. Power System Technology, 2023, 47(1): 266-275.
- [20] 叶林, 张亚丽, 巨云涛, 等. 用于含风电场的电力系统概率潮流计算的高斯混合模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(15): 4379-4387, 4578.  
YE Lin, ZHANG Yali, JU Yuntao, et al. Gaussian mixture model for probabilistic power flow calculation of system integrated wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(15): 4379-4387, 4578.
- [21] 李昀熠, 万灿, 李彪, 等. 新能源配电系统非参数概率最优潮流解析方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(11): 4218-4228.  
LI Yunyi, WAN Can, LI Biao, et al. An analytical method of non-parametric probabilistic optimal power flow for renewable distribution systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(11): 4218-4228.
- [22] 王秀丽, 张择策, 侯雨伸. 基于拟蒙特卡罗模拟法的主动配电网随机潮流计算[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3): 7-12.  
WANG Xiuli, ZHANG Zece, HOU Yushen. Stochastic load flow calculation based on quasi-Monte Carlo method for active distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 7-12.
- [23] 朱晓荣, 王羽凝, 金绘民, 等. 基于马尔科夫链蒙特卡罗方法的光伏电站可靠性评估[J]. 高压技术, 2017, 43(3): 1034-1042.  
ZHU Xiaorong, WANG Yuning, JIN Huimin, et al. Reliability evaluation of photovoltaic power plant based on Markov chain Monte Carlo method[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 1034-1042.

- [24] 张衡, 程浩忠, 柳璐, 等. 基于点估计法随机潮流的输电网多阶段规划研究[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3204-3211.  
ZHANG Heng, CHENG Haozhong, LIU Lu, et al. Research on multistage transmission network expansion planning using point estimation method based on stochastic power flow[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3204-3211.
- [25] 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.  
CHEN Can, WU Wenchuan, ZHANG Boming, et al. Probabilistic load flow of distribution network considering correlated photovoltaic power output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(9): 41-47.
- [26] 车玉龙, 吕晓琴, 王晓茹, 等. 含非正态分布概率潮流计算的改进型两点估计法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(12): 128-133.  
CHE Yulong, LÜ Xiaoqin, WANG Xiaoru, et al. Improved two point estimation method for probabilistic power flow calculation with non-normal distribution[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 128-133.
- [27] 吴巍, 汪可友, 李国杰. 计及光伏发电相关性的多重积分法概率潮流计算[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 568-575.  
WU Wei, WANG Keyou, LI Guojie. Probabilistic load flow calculation method based on multiple integral method considering correlation of photovoltaic generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 568-575.
- [28] WANG Z, SHEN C, LIU F, et al. Analytical expressions for joint distributions in probabilistic load flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 2473-2474.
- [29] 王晓霞, 俞敏, 霍泽健, 等. 基于近邻传播聚类与LSTNet的分布式光伏电站群短期功率预测[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(6): 133-141.  
WANG Xiaoxia, YU Min, HUO Zejian, et al. Short-term power forecasting of distributed photovoltaic station clusters based on affinity propagation clustering and long short-term time-series network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(6): 133-141.
- [30] ZHU J, ZHANG Y. Probabilistic load flow with correlated wind power sources using a frequency and duration method[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(18): 4158-4170.
- [31] FU Xueqian. Statistical machine learning model for capacitor planning considering uncertainties in photovoltaic power[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2022, 7(1): 51-63.
- [32] 王士兴, 陈树恒, 刘群英, 等. 基于高斯混合随机性模型的多风电场配电网概率潮流计算[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(11): 64-69, 91.  
WANG Shixing, CHEN Shuheng, LIU Qunying, et al. Probabilistic power flow calculation of distribution network with multiple wind farms based on Gaussian mixture random model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(11): 64-49, 91.
- [33] 王正宇, 朱林, 黄师禹, 等. 基于高斯函数-最大熵展开的风电并网系统概率潮流计算[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(20): 91-98.  
WANG Zhengyu, ZHU Lin, HUANG Shiyu, et al. Probabilistic load flow calculation based on Gaussian function-maximum entropy expansion for a wind power integration system[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(20): 91-98.
- [34] 黄大为, 王孝全, 于娜, 等. 计及光伏出力不确定性的配电网混合时间尺度无功/电压控制策略[J]. 电工技术学报, 2022, 37(17): 4377-4389.  
HUANG Dawei, WANG Xiaoquan, YU Na, et al. Hybrid timescale voltage/var control in distribution network considering PV power uncertainty[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(17): 4377-4389.
- [35] 程林, 何剑. 电力系统可靠性原理和应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.
- [36] 分布式电源接入电网承载力评估导则: DL/T 2041—2019[S].  
Technical guideline for evaluating power grid bearing capability of distributed resources connected to network: DL/T 2041—2019[S].
- [37] Grid integration of renewable energy generation—terms and definitions: IEC 62934—2021[S].
- 
- 收稿日期: 2024-04-07; 修回日期: 2024-06-05  
作者简介:  
廖家齐(1996—), 男, 通信作者, 硕士, 研究方向为分布式电源的仿真建模与运行控制; E-mail: liaojiaqi@epri.sgcc.com.cn  
于若英(1988—), 女, 硕士, 研究方向为分布式电源参与电网优化调度; E-mail: yuruoying@epri.sgcc.com.cn  
刘瑜俊(1988—), 男, 博士, 研究方向为分布式电源承载能力评估。E-mail: liuyujun@epri.sgcc.com.cn  
(编辑 张颖)