

文章编号:0254-0096(2019)02-0341-07

## 考虑负荷随机性的风电消纳能力概率评估

张晓英<sup>1</sup>, 汪彬<sup>1</sup>, 王琨<sup>2</sup>, 王晓兰<sup>1</sup>, 陈伟<sup>1</sup>

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 国网甘肃省电力公司电力科学研究院, 兰州 730050)

**摘要:** 针对目前风电消纳能力的评估研究方法不能全面考虑电力系统随机性因素对风电消纳能力影响的不足, 从电力系统中的不确定因素出发, 考虑系统负荷的随机性, 提出一种风电消纳能力的概率评估方法。首先采用加权高斯混合分布对负荷进行概率建模, 然后采用切片采样算法对负荷的概率模型进行采样并获得其样本空间, 最后将样本值依次代入潮流方程进行潮流计算, 确定每组样本值在满足系统安全运行前提下所对应的最大风电接入功率, 并统计其概率指标。对含有风电接入的 IEEE 39 节点系统进行仿真计算, 当采样规模为 3000 次时, 基于切片采样算法的马尔科夫链蒙特卡洛模拟法(S-MCMC)的标准差仅为 0.08%, 由此验证了该研究方法相比于传统研究方法的准确性和有效性。

**关键词:** 风电消纳; 概率评估; 高斯混合模型; 切片采样

**中图分类号:** TM614

**文献标识码:** A

### 0 引言

风能是目前发展最迅速的清洁能源, 然而随着近几年风电装机容量的迅猛增加, 出现了越来越严重的弃风限电现象。据统计, 2015 年中国全年弃风量高达 339 亿 kWh, 平均弃风率达到 15%, 其中弃风现象最严重地区的弃风率已达到 39%, 弃风现象比往年更加严峻。这不仅造成了能源的浪费, 也给国家带来了巨大的经济损失, 所以解决风电消纳问题是目前风电发展所面临的巨大考验。

针对风电消纳问题, 已有很多学者做了大量研究。目前最常见的风电消纳能力研究方法有制约因素法和数学优化法。制约因素法是对制约风电消纳能力的影响因素进行研究, 这些影响因素包括风电自身固有的特性以及电力系统运行的约束条件, 如风电的随机性、系统的电压稳定性、调峰能力、负荷水平等<sup>[1-4]</sup>。数学优化法则大多是通过构建以风电接入容量最大或常规机组运行成本最小为目标函数的优化模型, 综合考虑电力系统运行的多种约束条件, 对系统的风电消纳能力进行优化求解<sup>[5-10]</sup>。文献[11]采用稳态和暂态相结合的方法对风电场接入系统的最大容量做了较详细的研究。然而上

述研究都是针对系统整体的风电消纳空间进行评估, 而未能具体反映系统在其运行状态、负荷波动以及元件故障等不确定因素影响下的风电消纳水平。

电力系统含有多种随机因素, 其中任何一种随机因素的变化都会影响风电的消纳量, 而这些随机因素的不确定性也决定了风电消纳量的不确定性。为了全面分析系统不确定性因素对风电消纳量的影响, 需要采用概率分析方法对系统在安全运行状态下的潮流分布进行精确计算。目前在电力系统研究领域最常用的概率分析方法主要有解析法和模拟法 2 类。其中, 解析法是通过处理随机变量之间的卷积计算得到输出量的概率分布, 然而由于其输入随机变量相互独立的应用前提, 导致解析法的计算精度不高。蒙特卡洛模拟法(Monte Carlo simulation, MCS)作为最具有代表性的模拟法, 在采样规模足够大时, 计算精度较高<sup>[12]</sup>。但是蒙特卡洛模拟法由于其计算成本过高的缺点, 已逐渐作为验证其他方法准确度的标准。后来有研究者在 MCS 方法中引入马尔科夫链, 形成了马尔科夫链蒙特卡洛模拟法(Markov chain Monte Carlo, MCMC), 它极大地提高了计算速度<sup>[13,14]</sup>。

收稿日期: 2016-09-28

基金项目: 国家自然科学基金(51867015; 51767017); 甘肃省基础研究创新群体项目(18JR3RA133); 甘肃省高校协同创新团队项目

通信作者: 张晓英(1973—), 女, 硕士、教授, 主要从事电力系统分析与控制方面的研究。245659219@qq.com

本文针对电力系统运行中对风电消纳能力评估的有效性以及精度的要求,采用 MCMC 法来模拟输入随机变量,并在计及系统安全运行约束的条件下构造了风电消纳能力的评估模型。在输入随机变量的模拟中,采用高斯混合模型构建负荷的概率模型,然后采用切片采样算法从概率密度函数中获取输入随机变量的样本空间;在风电消纳能力的评估过程中,首先根据网络的拓扑结构确定风电接入节点及初始风电出力;然后通过潮流计算确定每组样本值所对应的满足系统安全运行约束极限时的风电最大接入容量;最后对风电接入容量进行概率统计。在含有风电接入的 IEEE 39 节点系统中分别对本文方法和传统方法进行仿真,验证本文方法的精确性和有效性。

## 1 负荷的概率模型

基于马尔科夫链蒙特卡洛模拟建立风电消纳能力的评估模型,整体评估流程如图 1 所示。

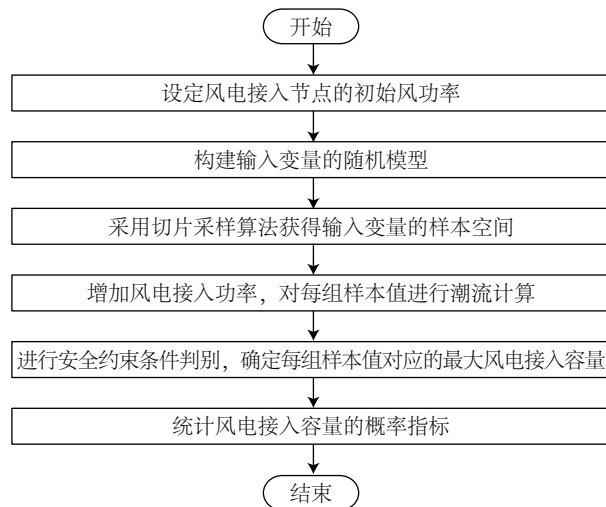


图 1 风电消纳能力的概率评估流程图

Fig. 1 Flow diagram of probability assessment of wind power accommodation

其中,在输入随机变量的选取上,本文主要考虑负荷的不确定性。目前,在考虑负荷随机性的电力系统的研究中,大多都是将负荷看作服从正态分布来处理,但是由于一般系统的实际负荷功率分布并不严格服从正态分布,而是具有多峰的性质,所以采用正态分布的负荷模型存在一定的误差。

加权高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)作为一种描述混合密度分布的模型,它不局

限于特定形式的概率密度函数,而且如果模型中的成员足够多,它能以任意精度逼近任意的连续分布。因此采用加权高斯混合模型<sup>[15]</sup>来拟合负荷的波动特性,可显著提高负荷概率模型的精确性。该模型表达式为:

$$f(y, \Theta) = \sum_{i=1}^M \alpha_i p_i(y; \mu_i, \sigma_i^2) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_i} e^{-\frac{(y-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (1)$$

式中,  $\alpha_i$  —— 高斯混合模型  $i$  分量的权重,  $\sum_{i=1}^M \alpha_i = 1$ ,  $\alpha_i \in [0, 1]$ ;  $\mu_i$  —— 高斯混合模型  $i$  分量的均值;  $\sigma_i^2$  —— 高斯混合模型  $i$  分量的方差;  $\Theta$  —— 模型参数,  $\Theta = \{\theta_i = (\alpha_i, \mu_i, \sigma_i^2), i = 1, 2, \dots, M\}$ ;  $y$  —— 观测数据,即负荷功率的实测数据。

若历史实测数据已知,负荷的高斯混合模型便可通过参数估计算法确定。EM 算法是最常用的高斯混合模型参数估计方法。然而,EM 算法会受到初始值选取的影响,导致估计结果不能收敛于全局最优值,这在很大程度上影响了模型的精确度。DAEM 算法是针对 EM 算法的这个缺陷而提出的一种改进算法,在 EM 算法的基础上引入温度系数,使算法在迭代计算的过程中不断退火,最后达到全局最优值<sup>[16]</sup>。

对于负荷的高斯混合模型,负荷的实测功率数据就是观测数据,称为不完全数据,而每个负荷功率属于哪一类是不可观测的,称为丢失数据。令负荷功率所属类别为  $\omega \in \{1, 2, \dots, M\}$ , 则完全数据为  $X = \{x_i = (y_i, \omega_i), i = 1, 2, \dots, N\}$ 。DAEM 算法进行负荷高斯混合模型参数估计的具体步骤如下:

1) 初始化迭代参数  $\Theta^{(0)}$  和温度参数  $\beta = \beta_{\min}$ ;

2) 负荷模型参数进行如式(2)所示迭代,直到收敛;

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_m^{(t+1)} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \omega_{nm} \\ \mu_m^{(t+1)} &= \frac{\sum_{n=1}^N \omega_{nm} \cdot y_n}{\sum_{n=1}^N \omega_{nm}} \\ [\sigma_m^{(t+1)}]^2 &= \frac{\sum_{n=1}^N \omega_{nm} \cdot (y_n - \mu_m^{(t+1)})^2}{\sum_{n=1}^N \omega_{nm}} \\ \omega_{nm} &= \frac{[\alpha_m \cdot G_m(y_n | \theta_m^{(t)})]^\beta}{\sum_{m=1}^M [\alpha_m \cdot G_m(y_n | \theta_m^{(t)})]^\beta} \end{aligned} \right. \quad (2)$$

其中,  $G(\omega|X, \Theta) = \frac{f(X, \omega)^\beta}{\int f(X, \omega)^\beta d\omega}$  为隐含变量  $\omega$  的后验

概率密度函数。

3)更新温度参数  $\beta = \beta_{old} \cdot r$ ,  $r$  为迭代步长, 其取值范围为  $[1.1, 1.5]$ ;

4)如果  $\beta < 1$ , 则重复第 2)步, 否则停止。

## 2 切片采样算法

切片采样是一种将辅助变量引入 MCMC 抽样方法而产生的抽样算法<sup>[17]</sup>, 相比于 Gibbs 抽样方法, 它能自适应地改变搜索范围从而更易调节, 在相同的抽样规模下收敛性和稳定性更好, 可广泛应用于各种分布。

假设输入随机变量服从分布  $f(x)$ , 给定初始采样值  $x^{(0)}$ , 则对于 MCMC 抽样得到的  $N$  个采样值  $x^{(0)}, x^{(2)}, \dots, x^{(N)}$ , 满足:

$$x^{(N)} \sim f(x|x^{(N-1)}) \quad (3)$$

在切片采样中引入辅助变量  $u$ , 则目标函数变为:

$$f^*(x, u) = \begin{cases} 1, & u \in [0, f(x)] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

辅助变量  $u$  和采样值  $x$  分别定义为:

$$u^{(N)} \sim f(u|x^{(N-1)}) = U_{[0, f(x^{(N-1)})]}(u) \quad (5)$$

$$x^{(N)} \sim f(x|u^{(N)}) = U_A(x) \quad (6)$$

式中,  $U_I$  —— 间隔  $I$  和  $A = \{x; f(x) \geq u^{(N)}\}$  上的均匀分布。

切片采样如图 2 所示, 其过程主要由 3 步完成, 首先选定切片(辅助变量  $u$  确定), 然后确定采样区间  $A$ , 最后在采样区间进行样本采样。采样步骤具体如下:

- 1) 给定初始采样值  $x^{(0)}$ ;
- 2) 在区间  $I = [0, f(x^{(0)})]$  上均匀抽取实数  $u$ ;
- 3) 在  $x^{(0)}$  周围确定采样区间  $A$  使其包含切片  $S = \{x; f(x) > f(x^{(0)})\}$  的大部分或者全部;
- 4) 在区间  $A$  中的切片上均匀抽取获得新的采样值  $x^{(1)}$ , 作为服从分布  $f(x)$  的随机变量的样本值;
- 5) 用  $x^{(1)}$  替换  $x^{(0)}$  作为新的初始采样值, 继续进行第 2)步, 直到获得所需的样本数量。

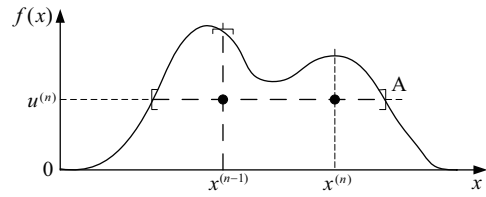


图2 切片采样

Fig. 2 Slice sampling

在上述采样步骤中第 3)步采样区间  $A = [L, R]$  的确定是关键, 通常采用 stepping-out 算法来实现。首先根据初始值  $x^{(0)}$  确定切片的标准估计宽度  $w$  和限定切片宽度的极限整数  $m$ ; 然后在满足区间为  $(0, 1)$  的均匀分布中分别抽取随机数  $a$  和  $b$ , 并且定义采样区间的初始左边界  $L = x^{(0)} - a \cdot w$ , 初始右边界为  $R = L + w$ , 初始切片宽度的极限整数为  $b \cdot m$  (取整); 最后通过迭代判断  $f(L)$  和  $f(R)$  是否大于  $u$ , 从而更新左右边界, 即  $L = L - w$ ,  $R = R + w$ , 直到条件不满足结束迭代。

## 3 风电消纳能力的评估模型

电力系统的风电消纳能力主要由电力系统的运行约束条件和不确定因素共同决定。在本文中, 系统运行约束条件主要考虑常规发电机容量、节点电压等静态安全约束, 不确定因素主要考虑负荷的随机性, 由加权高斯混合模型模拟。本文风电消纳能力评估的数学模型可简化为以下非线性优化模型:

$$\begin{cases} \max f(y) = P_w + \sum_{i \in C} \Delta P_{wi} \\ \text{s.t. } g(y) = 0 \\ h_{\min} \leq h(y) \leq h_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $y$  —— 所有的状态变量和控制变量;  $P_w$  —— 风电接入初始功率;  $\Delta P_{wi}$  —— 第  $i$  次增加的风电接入容量;  $C$  —— 风功率增加次数;  $g(y)$  —— 系统的潮流方程;  $h(y)$  —— 系统静态安全约束所确定的不等式约束, 其下限为  $h_{\min}$ , 上限为  $h_{\max}$ 。

## 4 算例分析

### 4.1 负荷的概率模型

通常高斯混合模型的建模阶数不超过 5 阶, 已有研究验证 2 阶高斯混合模型已有较好的建模效果, 当然模型阶数越高, 精确度越高。为保证较好

的建模精度以及较少的计算成本,本文选择 3 阶高斯混合模型进行负荷的建模计算。负荷的概率密度函数为:

$$f_i(x) = \alpha_1 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} + \alpha_2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} + \alpha_3 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_3} e^{-\frac{(x-\mu_3)^2}{2\sigma_3^2}} \quad (8)$$

评价一个模型与实际相吻合的指标有均方根误差 ( $RMSE$ )、和方差 ( $SSE$ ) 以及确定系数 ( $R^2$ )。其中  $RMSE$  与  $SSE$  越接近 0, 模型和原始数据拟合得越好,  $R^2$  越接近 1, 对原始数据的解释能力越强, 计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (9)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (10)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (11)$$

式中,  $\hat{y}_i$  —— 样本数据;  $y_i$  —— 原始数据;  $\bar{y}_i$  —— 原始数据的平均值。

本文选取正态分布、2 阶高斯混合模型、3 阶高斯混合模型和 5 阶高斯混合模型分别对负荷实测数据的概率密度曲线进行拟合, 对比拟合效果, 验证所选模型的精确性。

图 3 为负荷实测数据与所选 4 种拟合模型的概率密度分布曲线, 从图 3 中可看出, 负荷实测数据的概率密度分布曲线含有 3 个峰, 正态分布低估了原始数据的 2 个较低的峰值, 且高估了最高的峰值; 2 阶高斯模型将最高峰高估, 将最低峰值低估; 3 阶高斯分布在第一个峰谷处拟合度略有偏差, 其余部分和原始数据吻合度较好; 5 阶高斯分布将最高峰高估, 其余部分拟合度均较好。为更有说服力地验证模型的准确性, 对各个模型的拟合指标进行分析。如表 1 所示, 3 阶和 5 阶高斯分布的均方根误差与和方差均比其他 2 种小, 显然这 2 个模型拟合效果较好。3 阶高斯模型的确定系数比 5 阶高斯模型的确定系数更接近 1, 说明 3 阶高斯模型对原始数据有更好的解释能力。

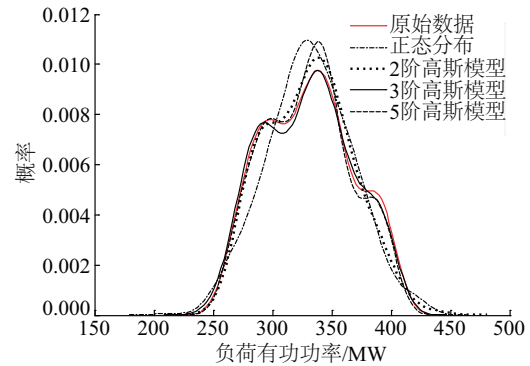


图 3 负荷有功功率的概率密度分布曲线

Fig. 3 Probability density distribution curve of active power of load

表 1 负荷模型准确度评价指标

Table 1 Accuracy evaluation index of load model

拟合模型	$RMSE$	$SSE$	$R^2$
正态分布	0.000924	0.000512	0.942
2阶高斯分布	0.000789	0.000373	0.981
3阶高斯分布	0.000345	0.000072	0.999
5阶高斯分布	0.000157	0.000015	0.966

## 4.2 风电消纳能力评估方法的有效性测试

为验证本文方法的有效性, 在 IEEE 39 节点系统中分别采用基于 Gibbs 采样方法的马尔科夫链蒙特卡洛模拟法 (G-MCMC) 和基于切片采样算法 (slice-sample) 的马尔科夫链蒙特卡洛模拟法 (S-MCMC) 对系统的风电消纳能力进行评估, 以蒙特卡洛模拟法 (MCS) 为验证以上 2 种方法准确度的标准。仿真分析中, IEEE 39 节点系统中节点 16、21、22、24 的负荷有功功率和无功率服从高斯混合分布, 其具体参数来源于负荷的实测数据<sup>[18]</sup>。为分析负荷的随机变化对系统风电消纳能力的影响, 将 IEEE 39 节点系统中的 35 节点设置为风电接入节点, 风电功率因数取 0.98, 在每次迭代计算中风电接入容量增加量为 10 MW。

通过对负荷随机变量的概率密度函数进行采样, 获得负荷有功功率和无功率的样本空间, 将负荷功率样本依次代入潮流计算, 在风电接入节点增减风功率, 确定在满足安全运行约束条件下的风电接入的最大容量, 最后采用核密度估计绘制风电消纳量的概率密度曲线。图 4 和图 5 分别为采用

3种评估方法后的风电消纳量的PDF(probability density function)和CDF(cumulative density function)曲线。

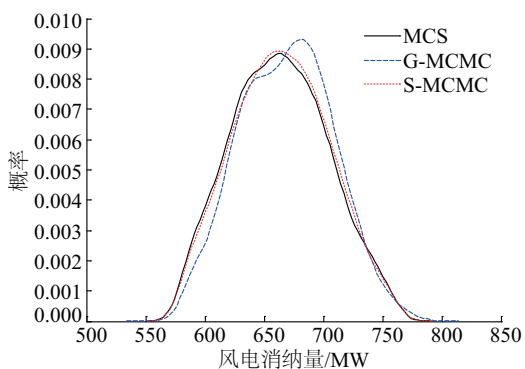


图4 风电消纳量的概率密度分布曲线

Fig. 4 Probability density distribution curve of wind power consumptive amount

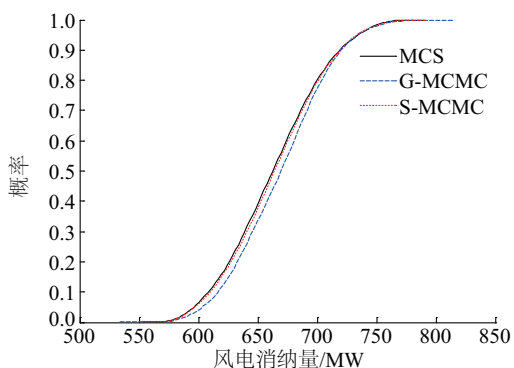


图5 风电消纳量的累计分布曲线

Fig. 5 Cumulative distribution curve of wind power consumptive amount

从图4和图5中可看出,G-MCMC算法与MCS算法所得的概率密度曲线有明显偏差,这是由于Gibbs采样算法采样的稳定性较差,使采样获得的样本值不能很好地反映实测值,从而导致最终风电消纳量的评估值与准确值有所偏差。而S-MCMC算法和MCS法的概率密度曲线则基本重合,较准确地评估了风电消纳量随负荷变化的波动情况。

本算例通过对风电消纳量的概率统计指标比较,来分析评估结果的准确性。表2给出了采用3种评估方法得到的风电消纳量的概率统计指标,表3是各评估方法相比于MCS的计算结果相对误差。

表2 3种评估方法的统计指标比较

Table 2 Statistical indicators of three assessment methods

评估方法	采样次数	均值/MW	标准差/MW	最大值/MW	最小值/MW
MCS	10000	663.31	40.42	791	558
G-MCMC	3000	667.84	38.79	783	563
S-MCMC	3000	664.50	40.07	790	560

由表2和表3可知,在MCS法采样规模为10000次,G-MCMC法和S-MCMC法采样规模均为3000次时,S-MCMC算法的各项概率指标和MCS法的结果十分接近,而G-MCMC算法相对于MCS法的偏差较大。由此可见在相同的采样次数下,S-MCMC算法相较于G-MCMC算法具有较高的计算精度。由此验证了本文方法的精确性。

表3 误差分析

Table 3 Error analysis

评估方法	均值/%	标准差/%	最大值/%	最小值/%
G-MCMC	0.68	4.03	1.01	0.90
S-MCMC	0.18	0.08	0.13	0.35

## 5 结论

本文提出一种考虑负荷随机性的风电消纳能力概率评估方法,对于负荷等节点注入功率的不确定性具有较高模拟精度。本文所提方法相较于已有的风电消纳评估方法,具有以下特性:

1)通过对负荷随机特性的模拟及概率潮流的计算,可全面真实反映风电消纳能力受电力系统运行状态及其不确定因素影响后的变化规律。

2)采用3阶高斯混合模型构建负荷的概率模型。研究结果表明,3阶高斯分布拟合模型的均方根误差和方差分别为0.000345和0.000072,确定系数可达到0.999,相比于其他拟合模型,能更准确地进行负荷建模。

3)在含有风电接入的IEEE 39节点系统进行仿真计算的过程中,当采样规模为3000次时,基于切片采样算法的马尔科夫链蒙特卡洛模拟法的标准差仅为0.08%,很大程度上提高了本文评估方法的准确性。

### [参考文献]

[1] 刘德伟,黄越辉,王伟胜,等.考虑调峰和电网输送

- 约束的省级系统风电消纳能力分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(22): 77—81.
- [1] Liu Dewei, Huang Yuehui, Wang Weisheng, et al. Analysis on provincial system available capability of accommodating wind power considering peak load dispatch and transmission constraints[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(22): 77—81.
- [2] 吕泉, 王伟, 韩水, 等. 基于调峰能力分析的电网弃风情况评估方法[J]. 电网技术, 2013, 37(7): 1887—1894.
- [2] Lyu Quan, Wang Wei, Han Shui, et al. A new evaluation method for wind power curtailment based on analysis of system regulation capability[J]. Power System Technology, 2013, 37(7): 1887—1894.
- [3] 黎静华, 龙裕芳, 文劲宇, 等. 满足充裕性指标的电力系统可接纳风电容量评估[J]. 电网技术, 2014, 38(12): 3396—3404.
- [3] Li Jinghua, Long Yufang, Wen Jinyu, et al. Assessment of wind power capacity in power systems to meet the adequacy indexes[J]. Power System Technology, 2014, 38(12): 3396—3404.
- [4] 贾文昭, 杨彬, 杨志刚, 等. 计及调峰调频能力的风电消纳能力评估[J]. 华北电力技术, 2014, (5): 10—16.
- [4] Jia Wenzhao, Yang Bin, Yang Zhigang, et al. Assessment of wind power accommodation and ability of peak regulation and frequency modulation[J]. North China Electric Power, 2014, (5): 10—16.
- [5] Liew S N, Strbac G. Maximising penetration of wind generation in existing distribution networks[J]. IET Generation Transmission and Distribution, 2002, 149(3): 256—262.
- [6] 王锐, 顾伟, 孙蓉, 等. 基于概率最优潮流的风电接入能力分析[J]. 电网技术, 2011, 35(12): 214—220.
- [6] Wang Rui, Gu Wei, Sun Rong, et al. Analysis on wind power penetration limit based on probabilistically optimal power flow[J]. Power System Technology, 2011, 35(12): 214—220.
- [7] 贾文昭, 康重庆, 李丹, 等. 基于日前风功率预测的风电消纳能力评估方法[J]. 电网技术, 2012, 36(8): 69—75.
- [7] Jia Wenzhao, Kang Chongqing, Li Dan, et al. Evaluation on capability of wind power accommodation based on its day-ahead forecasting[J]. Power System Technology, 2012, 36(8): 69—75.
- [8] 康重庆, 贾文昭, 徐乾耀, 等. 考虑网络安全约束的实时实时风电消纳能力评估[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(16): 69—75.
- [8] Kang Chongqing, Jia Wenzhao, Xu Qian Yao, et al. Capability valuation of wind power accommodation considering security constraints of power grid in real-time dispatch[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16): 23—29.
- [9] 田建芳, 毛亚珊, 翟桥柱, 等. 基于风电消纳能力评估的安全约束经济调度方法[J]. 电网技术, 2015, 39(9): 2398—2403.
- [9] Tian Jianfang, Mao Yashan, Zhai Qiaozhu, et al. Security constrained unit commitment with wind power based on evaluation of wind power penetration capacity[J]. Power System Technology, 2015, 39(9): 2398—2403.
- [10] 林小雨, 江岳文, 温步瀛. 基于逼近与牛顿插值法的最佳风电接纳水平确定[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(18): 12—17.
- [10] Lin Xiaoyu, Jiang Yuewen, Wen Buyang. Determination of optimal wind power acceptance level based on approaching and Newton interpolation[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(18): 12—17.
- [11] 王湘明, 高杨, 刘丽钧. 风电场最大注入容量的研究[J]. 太阳能学报, 2012, 33(9): 1510—1515.
- [11] Wang Xiangming, Gao Yang, Liu Lijun. Research on capacity of wind farm maximum power integration[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2012, 33(9): 1510—1515.
- [12] Shu Zhen, Jirutitijaroen P, Leite da Silve A M, et al. Accelerated state evaluation and latin hypercube sequential sampling for composite system reliability assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(4): 1692—1700.
- [13] James C S. Estimation via Markov chain Monte Carlo[J]. IEEE Control System Magazine, 2003, 23(2): 35—45.
- [14] Papaefthymiou G, Klockl B. MCMC for wind power simulation[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2008, 23(1): 234—240.
- [15] Sirisena H R, Brown E P M. Representation of non-Gaussian probability distributions in stochastic load-flow studies by the method of Gaussian sum approximations[J]. IEE Proceedings, 1983, 130(4): 165—171.
- [16] Ueda N, Nakano R. Deterministic annealing EM algorithm[J]. Neural Networks, 1998, 11(2): 271—

282.

2003, 31(3): 705—767.

[17] Neal R M. Slice sampling[J]. *Annals of Statistics*,[18] Load Data[EB/OL]. <http://www.nysio.com>, 2015-01-01.

## PROBABILISTIC ASSESSMENT OF WIND POWER ACCOMMODATION CONSIDERING LOAD RANDOMNESS

Zhang Xiaoying<sup>1</sup>, Wang Bin<sup>1</sup>, Wang Kun<sup>2</sup>, Wang Xiaolan<sup>1</sup>, Chen Wei<sup>1</sup>

(1. *College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;*

2. *State Grid Gansu Electric Power Company Electric Power Research Institute, Lanzhou 730050, China*)

**Abstract:** According to the insufficiency of the wind power accommodation assessment, this paper proposed a new probabilistic assessment method. In the method, the randomness of the system load is considered. Firstly, the Gaussian mixture model of the power load is constructed. Secondly, the sample space of the load power is obtained by slice sampling from the probability model of load power. Finally, the sample values are substituted into the power flow equation to calculate the power flow and the value of the maximum wind power is determined under the condition of system safety operation constraints. The results of traditional research methods and the proposed method are compared in the reconstructive IEEE 39-bus system. When the sample size is 3000, the standard deviation of S-MCMC (Markov chain Monte Carlo with slice sampling) is only 0.08%, which shows that the proposed method has high accuracy and effectiveness.

**Keywords:** wind power accommodation; probabilistic assessment; weighted Gaussian mixture model; slice sampling