基于切片反射采样的风电并网系统可用输电能力 概率风险评估

张晓英¹, 贾 磊¹, 王 琨², 张蜡宝³, 陈 伟¹
(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050;
2. 国网甘肃省电力公司电力科学研究院, 甘肃 兰州 730030;
3. 南京大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210093)

摘要:如何全面地考虑风电功率的波动性和随机性,提高风电场出力概率分布采样的速度及精度,进而有效 评估可用输电能力(ATC)成为亟待解决的问题。为此,提出基于切片反射采样(RSS)的改进方法对风电并网 系统的 ATC 进行概率风险评估。对风电场出力进行优化建模,利用 RSS 对模型进行采样并构建样本空间,将 样本值代入潮流方程进行最优潮流计算,并对 ATC 评估指标进行统计分析。含有风电场模型的 IEEE 30 节点 系统仿真结果表明,与常规 Gibbs 采样算法相比,所提方法在确保计算效率的同时显著提高了采样方法的准 确度。

关键词:风电并网;风电场;可用输电能力;切片反射采样;Gibbs采样;加权高斯混合分布;风险评估 中图分类号:TM 614 文献标识码:A DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.07.005

0 引言

"十三五"期间,国家电网正在进一步增加可再 生能源(风能、太阳能、潮汐能等)在电力系统中的比 例,尽管这些能源资源丰富、无污染、可再生,但要将 这些新能源并入电网中却存在很多挑战¹¹。特别是 风电,其发电状况受气候与天气影响较大,在一天内 可能波动幅度巨大,不稳定性与不可靠性是造成其无 法大规模消纳的重要因素。因此,在满足各区域用 电的前提下,有效评估可用输电能力 ATC(Available Transfer Capability)^[2]可以为风电基地提供更大容量 的输电通道,使得风电基地盈余电量充分消纳,同时 缓解负荷中心供电紧张的情况。

国内外研究人员对 ATC 的计算主要有确定性 算法和概率性算法。确定性算法忽略系统中大量不 确定因素,计算速度较快,但计算结果过于保守,适 用于在线估算;而概率性的计算方法克服确定性方 法的缺陷,充分地考虑设备运行状态、负荷的不确定 性以及传输线路的容量等系统随机特征对 ATC 的 影响,所得结果也更加符合实际情况。由于风电功率 的随机性和间歇性会给风电并网系统的 ATC 计算 增加更多不确定性,因此采用概率性的方法评估其 对 ATC 的影响更为合适。文献[3]采用枚举法计算 系统不同运行状态可能出现的概率,但不能考虑多 个变量之间的相关性,很难适用到实际大型并网系 统的研究;文献[4]重点研究了外送消纳风电时相关

收稿日期:2016-10-31;修回日期:2017-05-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51267012)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51267012)

性对 ATC 的作用及 ATC 评估中不同电源调整策略 的影响,但利用随机抽样生成风功率样本,存在较大 的偶然性,样本的代表性难以保证;文献[5]采用蒙 特卡洛模拟 MCS(Monte Carlo Simulation)法对系统 状态进行随机采样,在采样空间足够大的情况下得 到较高的精度,但耗费时间过长;文献[6]基于拉丁 超立方采样 LHS(Latin Hypercube Sampling)的蒙特 卡洛方法对输入随机变量的概率分布函数进行样本 场景建模,却没有分析采样过程的稳定性和收敛性, 且采样矩阵的排列计算过程繁琐。由此,研究人员将 随机过程中的马尔科夫过程引入蒙特卡洛模拟法 中,形成了马尔科夫链蒙特卡洛 MCMC(Markov Chain Monte Carlo)模拟法,在保证精度的条件下大幅提高 采样效率^[7]。

根据已有研究表明,风电功率波动的概率密度分 布曲线并非是单一特定的分布函数模型,具有多个 极值点,即具有多峰值现象^[8]。对于 MCMC 方法而 言,通常一个概率峰值状态会吸引附近的状态转移 到该峰值,这些状态包括这个峰值状态并称为一个 模式(mode)。当分布十分陡峭且模式很多时,常用于 构建马尔科夫链的 Metropolis-Hastings 采样和 Gibbs 采样算法很容易陷入某一个模式内部,并很难在模 式之间进行状态转移,采样的结果陷入局部优化,这 时的 Metropolis-Hastings 采样和 Gibbs 采样不再适 用多峰值分布。由 Tieleman 等人提出的 Tempered MCMC 基于回火的 MCMC 采样算法^[9],以及基于自适 应模式跳转 AMH(Adaptive Mode-Hopping)MCMC 的 限制玻尔兹曼机 RBM(Restricted Boltzmann Machine) 学习算法^[10]有效解决了上述采样方法所遇到的困 难,但不具备很强的应用性,这些采样过程产生的大 量冗余计算以及采样的不稳定性往往成为其广泛应 用的阻碍。

针对上述已有方法的不足,本文将切片反射采样 RSS(Reflective Slice Sampling)^[11]方法引入含风电 并网系统的 ATC 评估中。通过加权高斯混合模型构 建风电场出力的概率模型,采用 RSS 方法从概率模 型函数中获取输入随机变量的样本空间;在计及含 风电并网系统安全运行约束的条件下,将样本值代入 潮流方程进行最优潮流计算求解 ATC 最大负载;最 后对 ATC 的统计概率特征及其相关风险值曲线进 行分析。在含有风电场接入的 IEEE 30 节点系统中 分别对 RSS 方法和传统 Gibbs 采样方法进行仿真, 结果表明本文所提方法具有评估效率高、收敛过程 稳定和收敛速度较快等优点。

1 基于加权高斯混合分布的风电场概率模型

近年来,基于统计理论的概率密度函数法对风 电场出力波动性及其量化分析的研究逐渐受到人们 的关注,其核心思想是假定某一理论分布函数拟合 风电功率波动的分布规律曲线,实现用已有的分布 函数模型来近似描述风电功率的变化规律,以便对 风电功率变化做进一步研究[12-13]。已有文献主要利 用 Weibull 分布^[14]、t location-scal 分布^[15]、正态分布 等对风电场出力进行拟合。本文以德国四大输网公 司之一 Amprion GmbH 所负责的某区域的风电场实 测数据 WMD(Wind Measurement Data)为样本^[16],数 据周期为1a,每点间隔15min,共35040个数据点, 得到风电功率概率密度分布。如图1所示,风电功率概 率密度分布总体呈现下降趋势,但并非单调递减。单 一分布函数不能对风电功率波动的概率密度分布特 性所具有的"拖尾"性质进行准确拟合,拟合效果较 差。因此,当风电场群"波动平滑效应"未能完全消 除单个风电场的波动随机特性时,风电场群出力波 动特性将不再满足某单一特定分布函数曲线。



加权高斯混合分布 WGMD(Weighted Gaussian Mixture Distribution)作为多个高斯分布函数的组合模型,可以平滑地近似描述许多复杂的数据分布,适

用于拟合风功率波动的非线性概率密度分布特性。 本文采用加权高斯混合模型来拟合图1实测风电功 率概率密度分布,同时保留了风电场内部的非线性 相关性。概率密度函数为:

$$f(\mathbf{x},\boldsymbol{\Theta}) = \sum_{m=1}^{M} \alpha_m G_m(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta}_m) = \sum_{m=1}^{M} \alpha_m \mathrm{e}^{[(\mathbf{x}-b_m)/c_m]^2} \qquad (1)$$

其中,x 为风电场出力实测数据;模型参数 $\Theta = \{\theta_m = (\alpha_m, b_m, c_m), m = 1, 2, \dots, M\}, M$ 为模型参数个数, α_m 、 b_m 、 c_m 分别为高斯混合模型 m 分量的权重和该权重高斯分布 $G_m(\cdot)$ 的均值、方差。通常高斯混合分布模型未知参数的估算方法有矩估计法和极大似然估计法。文献[17]采用了传统求解 WGMD 未知参数的EM(Expectation Maximization)算法。EM 算法在求取加权高斯混合模型参数时受到初始条件的影响,输出结果不一定能够收敛到全局最优。

为克服 EM 算法的缺陷,本文采用 DAEM(Deterministic Annealing Expectation Maximization)算法^[18], 通过引入退火机制求取加权高斯混合模型中的未知 参数,从而使最终的结果与实测数据计算结果之间 的偏差减小。风电场功率的实测数据 X 就是观测数 据,称为不完全数据,而每个风电场功率属于哪一类 是不可观测的,令风电功率所属类别为 $\omega \in \{1, 2, \cdots, M\}$,则完全数据为 $H = \{h_n = (x_n, \omega_n), n = 1, 2, \cdots, N\}$, 其中 x_n 为第n个风电场出力实测数据,N为实测数 据总个数。DAEM 算法的参数估计具体步骤如下。

a. 初始化迭代参数 $\boldsymbol{\Theta}^{(0)}$ 和温度参数 $\boldsymbol{\beta} = \boldsymbol{\beta}_{\min}$ 。

b. 模型分布参数进行如下迭代,直到收敛。

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\alpha}_{m}^{(z+1)} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\omega}_{nm} \\
\boldsymbol{\mu}_{m}^{(z+1)} &= \frac{\sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\omega}_{nm} \boldsymbol{x}_{n}}{\sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\omega}_{nm}} \\
\begin{bmatrix} \boldsymbol{\sigma}_{m}^{(z+1)} \end{bmatrix}^{2} &= \frac{\sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\omega}_{nm} [\boldsymbol{x}_{n} - \boldsymbol{\mu}_{m}^{(z+1)}]^{2}}{\sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\omega}_{nm}} \\
\boldsymbol{\omega}_{nm} &= \frac{\left[\boldsymbol{\alpha}_{m} \boldsymbol{G}_{m}(\boldsymbol{x}_{n} | \boldsymbol{\theta}_{m}^{(z)}) \right]^{\beta}}{\sum_{m=1}^{M} \left[\boldsymbol{\alpha}_{m} \boldsymbol{G}_{m}(\boldsymbol{x}_{n} | \boldsymbol{\theta}_{m}^{(z)}) \right]^{\beta}}
\end{aligned}$$
(2)

其中, ω_{nm} 为风电实测数据第n个高斯模型m分量 的隐含变量; $\alpha_{m}^{(s+1)}, \mu_{m}^{(s+1)}, \sigma_{m}^{(s+1)}$ 分别为高斯混合模型m分量基于第z次的迭代后第z+1次模型参数的权重 和该权重高斯分布均值、标准差。

c. 更新温度参数 *β*=*ββ*_{rate},*β*_{rate} 为迭代步长,其取 值范围为[1.1,1.5]。

d. 如果 $\beta < 1$,则重复步骤**b**,否则停止。

2 RSS 算法

本文基于 Duane 等人建立的混合蒙特卡洛

(hybrid Monte Carlo)^[19]法,提出一种属于汉密尔顿 力学(Hamiltonian dynamics)均匀分布的特殊移动切 片边界"反射"采样法。首先,假设风电场出力概率密 度函数f(x)及其梯度h(x),给定初始采样值 x_0 ,共采 集N个采样值;其次,在区间[0,f(x)]均匀选取一个 辅助变量y来确定切片S(切片S包含初始采样值 x_0); 引进动能变量p,表明当前在状态空间采样的移动方 向和速度,p的选取服从标准正态分布且独立于变 量x;最后,尺度参数w决定了每次沿变量p修正x的平均步长大小, $x_{i+1}=x_{i\in N}+wp$,形成精确边界反射采 样, $x_{i\in N}$ 为N次采样中的第i次采样值,采样过程如 图 2 所示。



图 2 精确边界反射采样示意图 Fig.2 Schematic diagram of reflective sampling from exact boundary

若初始点 x₀沿着动能变量 p 以步长 wp 移动到 边界之外,则需要适当改变 p,使采样点沿着新的方 向在切片内继续移动;直到当点 x_i碰撞到切片边界, 此时,计算出碰撞点的梯度 h,修改变量 p。

$$p' = p - 2h \frac{ph}{|h|^2} \tag{3}$$

理想的反射路径却很难实现,因为需要准确计 算出当前路径与切片边界的交点。本文将介绍"内与 外"2种反射方法来替代计算移动路径与边界碰撞 点时需要的大量计算。

a. 内反射移动过程:当从切片内采样点 x_i 以步 长 wp 移动到切片外 x_{i+1}=x_i+wp 时,不再计算移动轨 迹与边界的交点,而是在边界内利用 f(x)的梯度反 射移动。通过验证点 x_i 以同步长的相反方向移动,若 终点仍然出界,则路径有效,x_{i+1} 即为采样值,如图 3 (a)所示;若反方向移动点同步长未出界,则重新设 定变量 p 再次移动,如图 3(b)所示。



图 3 内反射采样示意图 Fig.3 Schematic diagram of reflective sampling from inside point

内反射路径有效性 k 数学模型为:

$$k_{i+1}(x_{i+1}, p_i) = \begin{cases} 1 & f(x_i \pm w p_i) \notin S \\ 0 & \ddagger \& \end{cases}$$
(4)

b. 外反射移动过程:同样,当采样路径进行到 切片之外后,需要基于移动点处的梯度进行反射路 径改变,如图4所示。经过一系列预设变量所决定的



图 4 外反射采样示意图 Fig.4 Schematic diagram of reflective sampling from outside point

轨迹移动后,若终点停留在片内,则接受反射移动轨 迹,终点即为采样值。尽管有时会导致路径不会重返 切片内部而被拒绝,但随着转移次数的增加,最终会 返回切片内部,形成有效的风电场出力采样值。

外反射路径有效性g数学模型为:

$$g_{i+1}(x,p) = \begin{cases} 1 & f(x_{i+1}+wp_i) \in S \\ 0 & \exists t t t \end{cases}$$
(5)

RSS 方法具体迭代步骤如下。

a. 给定初始采样点 x₀。

b. 引入辅助变量 *y*,区间[0,*f*(*x*₀)]均匀选取 *y* 来确定切片 *S*。

$$S = \{x: y < f(x_0)\}$$

$$(6)$$

c. 预定步长 w,选取服从标准正态分布的动能 变量 p,完成采样初始变量设定。

$$x_{i+1} = x_i + wp_i \quad i = 0, 1, 2, \cdots, N \tag{7}$$

d. 根据内外反射原理过程,不断更新变量 p 改变路径方向,如式(3)所示,进行反射采样。

e. 判断路径有效性 k=1 或 g=1 是否成立,若成立,则路径有效,x_{i+1} 替换 x_i 作为新的初始采样值进行下次迭代采样;若未同时成立,则路径无效,继续进行步骤 d,直到获取新的采样值。

总体而言,在路径移动开始前会设定变量 y、p 和 w,并且在迭代初期保持变量不变(除非由于反射 改变 p)。当使用内反射时,每一步均需要选择变量 y,更新局部 p;当使用外反射时,反射接受率随着预 定步长 w 的不断优化而提高。

3 基于最优潮流的 ATC 评估

3.1 基于最优潮流计算 ATC

ATC 的计算主要由当前运行状态、约束条件及不确定性因素共同决定。本文的 ATC 计算中受电侧内 负荷增长程度通过负荷因子 λ 来表达,λ 达到最大 的同时输电断面的输电功率也达到最大,即为 ATC 的值:

$$P_{\text{ATC}} = \sum_{i=1}^{N} P_{\text{L}i}(\lambda_{\text{max}}) - \sum_{i=1}^{N} P_{\text{L}i0} - \text{CBM}$$
(8)

其中, P_{Li0} 为受电侧初始负荷值; $P_{Li}(\lambda_{max})$ 为受电侧最 大负荷值;容量效益裕度 CBM(Capacity Benefit Margin) 按最大输电能力 TTC(Total Transfer Capability)的 5% 取值。求解负荷因子达到最大是一个优化问题。本 文基于最优潮流 OPF(Optimal Power Flow)进行求 解,仅考虑发电机容量、节点电压及输电线路热极限 等静态安全约束,简化为如下非线性优化模型:

$$\min_{\substack{i \in S_{L} \\ s.t. \\ \boldsymbol{p}_{civis} \leq \boldsymbol{g}(t) \leq \boldsymbol{g}_{rave}}} \min_{\substack{i \in S_{L} \\ \boldsymbol{p}_{civis} \leq \boldsymbol{g}(t) \leq \boldsymbol{g}_{rave}}} (9)$$

其中,t包含系统所有状态变量和控制变量; λ 为负 荷增长参数化标量; $D = [b_P \ b_Q]^T$ 为负荷增长方向向 量; S_L 为受电侧的负荷节点集合;h(t)为潮流方程等 式约束条件;g(t)为静态安全约束所确定的不等式 约束, g_{ms} 和 g_{min} 分别为其上、下限。

3.2 ATC 评估指标

为了更准确地描述电网接入风电场后的输电能力,通过求取下列 ATC 概率统计特征和相关风险指标,以便量化风电并网对系统 ATC 的影响。

a. 样本空间中 ATC 的均值、标准差、最大值、最 小值等,以及统计分析方法得到累积分布函数。

b.在 ATC 计算结果中,不高于某一设定标准值 T_{ATC} 的累积概率,视为风险概率 δ_{Riskl} :

$$\delta_{\text{Risk1}}(T_{\text{ATC}}) = \frac{T(\text{ATC} \leq T_{\text{ATC}})}{T_{\text{S}}}$$
(10)

其中,Ts为迭代的总次数;T为计算结果ATC不高于标准值Tarc的数量。

c. 除了考虑 ATC 不高于 T_{ATC} 的概率之外, ATC 减少的总量(T_{ATC} – ATC)也需量化, 即风险值 δ_{Risk2} 计算如下:

$$\delta_{\text{Risk2}}(T_{\text{ATC}}) = \frac{1}{T_{\text{S}}} \sum_{\text{ATC} \leqslant T_{\text{ATC}}} \frac{T_{\text{ATC}} - \text{ATC}}{T_{\text{ATC}}}$$
(11)

4 ATC 评估算法的流程

a. 根据第 1 节建立风电场出力概率模型,将风电场的出力实测数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 代入 DAEM 算法迭代公式,计算出风电场有功出力概率函数的未知参数。

b. 分别采用 RSS 和 Gibbs 采样算法对风电场概率模型和服从正态分布的负荷模型进行采样,采样迭代次数按照变化系数波动范围确定。当变化系数小于预先设定值 δ 时,如式(12)所示,得到各样本空间稳定的马尔科夫链 $\{P_{wind}, P_{load}, Q_{load}\}$;同时,采用恒功率因数(cos $\varphi = 0.9$)控制风力发电机组,得到风电场无功功率 Q_{wind} ,完成构建潮流计算的样本变量空间。

$$\frac{\sqrt{\mathrm{Var}_{(\mathrm{ATC})}}}{T_{\mathrm{S}} \times E_{(\mathrm{ATC})}} \leq \delta \tag{12}$$

其中, $Var_{(ATC)}$ 为样本空间方差; $E_{(ATC)}$ 为样本空间期望;本文取 δ =0.0025。

c.利用概率统计方法得到 ATC 样本空间及风 险各项指标,求取 ATC 期望 *E*(ATC)(标幺值)的收敛曲

线、ATC 累积分布曲线以及 ATC 概率风险值 δ_{Risk1} 和 δ_{Risk2} ,进行采样方法比较及 ATC 风险评估。

5 算例分析

5.1 风电功率概率模型

通常高斯混合模型使用不超过 5 阶模型对目标 分布建模,根据实测数据预估风电出力概率分布水 平。本文分别采用 2 阶、5 阶加权高斯混合模型得到 拟合风电功率概率密度分布曲线如图 5 所示,表 1 给出了高斯混合模型的参数值。从图 5 可看出,随着 加权阶数的增加,拟合精度也在提高。因此,本文风 电场功率分布选取 5 阶模型进行拟合。



	$a_1 = 0.034, a_2 = 0.0058, a_3 = 0.062,$
$a_1 = 0.1342, a_2 = 0.041,$ $b_1 = 3.704, b_2 = 7.91,$ $c_1 = 1.177, c_2 = 11.17$	$a_4 = 0.0346$, $a_5 = 0.0261$, $b_1 = 1.843$,
	$b_2 = 33.62, b_3 = 0.8199,$
	$b_4 = 5.154, b_5 = 12.57, c_1 = 1.624,$
	$c_2 = 20.76, c_3 = 0.2381, c_4 = 4.247,$
	$c_5 = 8.481$

5.2 ATC 风险评估方法的有效性

本文在 IEEE 30 节点系统的节点 15(PQ 节点) 接入风电场,如图 6 所示。基于 MATLAB R2010a 和 PSAT 电力系统计算工具包对修改后的系统进行仿



图 6 含风电场的 IEEE 30 节点系统示意图 Fig.6 IEEE 30-bus system with wind farm

真分析。系统常规发电的总装机容量为 350 MW,总负 荷为 283.4 MW,发电侧包含节点 1、2、11,负荷侧包 含节点 12、14、16。在无风电场接入系统情况下,依据 式(3)和(4),ATC 仿真结果达到 52 MW,λ_{max}为 2.69。 5.2.1 RSS 方法的稳定性

为验证 RSS 方法的高效性和稳定性,利用 RSS 和 Gibbs 采样方法分别对风电场出力的概率密度函数采样,并对采样结果进行对比分析。根据 MCMC 模拟算法理论,若经过 G 次迭代采样得到的马尔科夫链收敛于平稳分布,舍去前 g 次采样(或称为"退火")即为样本空间结果。

图 7 为 2 种采样方法生成的 *E*_(ATC)(标幺值) 收敛 曲线。如图 7 所示,RSS 方法相互独立的 3 条马尔科 夫链经过 1300 次迭代("退火")后,收敛结果趋于稳 定,收敛曲线的变化系数小于设定值 δ,且收敛过程 波动范围较小;而 Gibbs 采样方法相互独立的 3 条马 尔科夫链需要经过 3000 次迭代("退火")后,结果才 趋于收敛,且每条链收敛过程波动范围较大。由此 可以得知,与 Gibbs 采样算法相比,RSS 算法在整个 采样过程有较高的稳定性和较好的收敛性。



by two sampling methods

5.2.2 RSS 方法的精确性

本文以 WMD 作为 RSS 和 Gibbs 采样方法统计 结果对比的标准数据源。表 2 给出了各采样算法与 WMD 计算结果相对误差和计算时间的比较。就计算 时间而言,WMD 由于数据空间的庞大,导致计算时间 过长;而 RSS 与 Gibbs 采样所用时间较为相近,因此, 将着重比较分析采样结果计算后的 ATC 样本空间 数据。本文经"退火"收敛后的样本空间数据均取 5 000 个,与 WMD 的统计计算结果比较,Gibbs 采样 的均值远小于标准计算,标准差较大,后文将对该问

表 2 不同采样算法的 ATC 统计指标对比

Table 2 Comparison of ATC statistical indexes among different sampling methods

	0		1 0		
算法	均值/ MW	标准差/ MW	最大值/ MW	最小值/ MW	耗时∕s
WMD	78.59	12.23	115.61	52.64	1632.50
RSS	77.61	14.15	114.59	54.66	79.34
Gibbs	74.18	15.27	112.78	55.03	88.17

题做出分析;RSS的均值和标准计算很接近,标准差误差也较小,满足应用的实际要求,由此验证了RSS 算法的精确性。

图 8 给出了不同数据来源结果的 ATC 累积分 布曲线。由于 Gibbs 采样算法未能对风电功率波动 的概率密度分布特性所具有的"拖尾"性质准确采 样,因此不能准确反映目标函数分布,对模型的拟合 曲线存在严重偏差,与标准计算结果的 ATC 累积分 布曲线误差较大,验证了样本均值偏小、ATC 计算后 的样本空间趋于保守的结果;RSS 优化了采样过程, 保持了采样空间与目标分布的准确性,与 WMD 的 累积分布曲线几乎完全重合,由此反映了 RSS 算法 较 Gibbs 采样算法在整个采样过程有较高的精确性。



图 8 ATC 的累积分布曲线

Fig.8 Cumulative distribution curves of ATC

5.2.3 基于概率风险分析的 ATC 评估

根据第3节的风险评估求解方法,对RSS和Gibbs 采样方法所得到的样本空间进行ATC风险评估统计, 得到如图9、10所示的风险水平随ATC的变化趋势。



由图 9 可以看出,当 ATC 达到 80 MW 时,RSS 的风险值 δ_{Risk1} 水平较低;当风险值 δ_{Risk1} 达到 60 % 时,Gibbs 采样的 ATC 结果为 78.62 MW,而 RSS 的 ATC 结果为 90 MW。原因是 Gibbs 对风电场概率模型采 样相对 RSS 较为保守,风电出力并入系统的采样值 偏小,使得 Gibbs 采样方法所得的 ATC 低于标准值 的数量较多,导致风险值 δ_{Risk1} 总体水平偏高。同时,2 种采样的风险值曲线显示了在ATC达到62MW,即 ATC容量增加12%时, δ_{Risk1} 随之增长近25%;ATC从 90MW增加到115MW时, δ_{Risk1} 随之增加15%~18%, 这样的线性风险曲线信息可以让调度人员针对电 网情况选择合适的风险值,进而提高电力传输能力。

图 10 中的风险值 δ_{Risk2} 曲线体现了 2 种采样算 法的 ATC 减少总量风险值 δ_{Risk2} 的量化走势。RSS 所 得 ATC 结果比 Gibbs 采样方法更接近标准值,随之 产生的 δ_{Risk2} 的值较低,并且随着 ATC 容量的增涨, Gibbs 采样结果的风险值 δ_{Risk2} 会有明显骤增的趋势, 符合风险值 δ_{Risk1} 及第 5.1 节中 ATC 累积分布曲线 的结论。因此,算例中通过 ATC 期望 $E_{(ATC)}$ 的收敛曲 线、ATC 累积分布曲线以及概率风险分析的 ATC 评 估充分说明,RSS 能够稳定收敛,显著提高了采样精 准度,进而可以在考虑电力系统运行调度状态下选 择合适的风险阈值,充分提高风电并网效率。

6 结论

本文通过多个高斯分布函数的组合模型验证了 加权高斯混合分布适用于拟合风电功率波动的非线 性概率密度分布特性的有效性。采用 RSS 对 MCMC 方法中常用的 Gibbs 采样算法进行改进,克服了采 样过程会陷入局部优化的弊端,有效提高了采样效 率。对通过潮流计算采样后的风电场样本空间,进行 ATC 统计分析,验证了 RSS 的高效性及精确性。本 文结论是基于德国某风电场实测数据分析得到的, 后续将增加多数据源对本文方法的普适性进行验 证,同时针对电力系统突发事件的风险评估做进一 步分析与研究。

参考文献:

- UECKERDT F, BRECHA R, LUDERER G. Analyzing major challenges of wind and solar variability in power systems [J]. Renewable Energy, 2015, 81:1-10.
- [2] Transmission Transfer Capability Task Force. Available transfer capability definitions and determination [R]. Princeton, NJ, USA: North American Electric Reliability Council, 1996.
- [3] XIA F, MELIOPOULOS A P S. A methodology for probabilistic simultaneous transfer capability analysis [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1996, 11(3):1269-1278.
- [4] 栗峰,王建学,程海花. 面向新能源外送消纳的区域间概率可用 传输能力计算[J]. 电网技术,2016,40(2):348-353.

LI Feng,WANG Jianxue,CHENG Haihua. Probabilistic calculation of interregional available transfer capability aiming at accommodating renewable energy[J]. Power System Technology,2016, 40(2):348-353.

- [5] DUFO-LÓPEZ R,PÉREZ-CEBOLLADA E,BERNAL-AGUSTÍN J L,et al. Optimisation of energy supply at off-grid healthcare facilities using Monte Carlo simulation[J]. Energy Conversion and Management, 2016, 113:321-330.
- [6] 罗钢,石东源,蔡德福,等. 计及相关性的含风电场电力系统概率 可用输电能力快速计算[J]. 中国电机工程学报,2014,34(7): 1024-1032.

LUO Gang, SHI Dongyuan, CAI Defu, et al. Fast calculation of

probabilistic available transfer capability considering correlation in wind power integrated systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014,34(7):1024-1032.

- [7] ALMUTAIRI A, AHMED M H, SALAMA M M A. Use of MCMC to incorporate a wind power model for the evaluation of generating capacity adequacy[J]. Electric Power Systems Research, 2016,133:63-70.
- [8] 申颖,赵千川,李明扬. 多时空尺度下风电平滑效应的分析[J]. 电 网技术,2015,39(2):400-405. SHEN Ying,ZHAO Qianchuan,LI Mingyang. Analysis on wind power smoothing effect in multiple temporal and spatial scales [J]. Power System Technology,2015,39(2):400-405.
- [9] FISCHER A, IGEL C. A bound for the convergence rate of parallel tempering for sampling restricted Boltzmann machines [J]. Theoretical Computer Science, 2015, 598; 102-117.
- [10] FARR W M,MANDEL I,STEVENS D. An efficient interpolation technique for jump proposals in reversible-jump Markov chain Monte Carlo calculations[J]. Royal Society Open Science,2015, 2(6):150030.
- [11] NEAL R M. Slice sampling[J]. Annals of Statistics, 2003, 31 (3):705-741.
- [12] 刘兴杰,谢春雨. 基于贝塔分布的风电功率波动区间估计[J]. 电力自动化设备,2014:34(12):26-31.
 LIU Xingjie,XIE Chunyu. Wind power fluctuation interval estimation based on beta distribution[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(12):26-31.
- [13] 江岳文,温步瀛.结合风电功率超短期预测值偏差的实时市场 调度[J].电力自动化设备,2015:35(3):12-17.
 JIANG Yuewen,WEN Buying. Real-time market dispatch based on ultra-short-term forecast error of wind power[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(3):12-17.
- [14] MOHAMMADI K,ALAVI O,MOSTAFAEIPOUR A,et al. Assessing different parameters estimation methods of Weibull distribution to compute wind power density [J]. Energy Conversion and Management, 2016, 108; 322-335.
- [15] 林卫星,文劲宇,艾小猛,等.风电功率波动特性的概率分布研究[J].中国电机工程学报,2012,32(1):38-46.
 LIN Weixing,WEN Jinyu,AI Xiaomeng,et al. Probability density function of wind power variations[J]. Proceedings of the CSEE,2012,32(1):38-46.
- [16] Grid data[EB/OL]. [2016-09-10]. https://www.amprion.net/Grid-Data/Wind-Feed-In/.
- [17] 蔺红,孙立成,常喜强. 新疆风电出力波动特性的概率建模[J]. 电网技术,2014,38(6):1616-1620.
 LIN Hong,SUN Licheng,CHANG Xiqiang. A probabilistic model to simulate wind power output fluctuation of a certain wind farm cluster in Xinjiang region[J]. Power System Technology, 2014,38(6):1616-1620.
- [18] GAO J,ZHOU L,DU B. Parameter estimation of Gaussian mixture model and its application in multimode process monitoring[C]// 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). [S.I.]:IEEE,2016:2896-2901.
- [19] DUANE S,KENNEDY A D,PENDLETON B J,et al. Hybrid Monte Carlo[J]. Physics Letters B,1987,195(2):216-222.

作者简介:



张晓英(1973—),女,四川仁寿人,副教 授,硕士,从事电力系统稳定性分析与控制 研究(E-mail:245659219@qq.com);

贾 磊(1992—), 男, 山西大同人, 硕士研 究生, 从事新能源并网相关技术研究(E-mail: jialei_2125@163.com);

王 琨(1988—), 男, 甘肃兰州人, 硕 士, 主要从事新能源发电并网稳定性方面的 研究。

Probabilistic risk assessment of ATC based on reflective slice sampling for power system with wind farm

ZHANG Xiaoying¹, JIA Lei¹, WANG Kun², ZHANG Labao³, CHEN Wei¹

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

2. State Grid Gansu Electric Power Company Electric Power Research Institute, Lanzhou 730030, China;

3. School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: In order to enhance the speed and precision of the probabilistic distribution sampling of windfarm power-output and further to effectively assess the ATC(Available Transfer Capability), it is essential to comprehensively consider the fluctuation and randomness of wind power, for which, an improved method based on RSS(Reflective Slice Sampling) is proposed to assess the probabilistic risk of the ATC of power system with wind farm. An optimal model of wind-farm power-output is established and then sampled based on RSS to construct a sample space. Samples are then applied to the power flow equations for calculating the optimal power flow and the ATC assessment indexes are statistically analyzed. The simulative results of IEEE 30-bus system with a wind farm show that, compared with traditional Gibbs sampling, the proposed method improves the precision of sampling method while ensures the calculation efficiency.

Key words: wind farm integration; wind farms; available transfer capability; reflective slice sampling; Gibbs sampling; weighted Gaussian mixture distribution; risk assessment

LVRT control strategy based on improved grid-voltage feed-forward for photovoltaic station

GU Haohan, CAI Xu, LI Zheng

(Wind Power Research Center, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A full voltage feed-forward control strategy is proposed for the LVRT(Low-Voltage Ride-Through) of grid-connected three-phase PV(PhotoVoltaic) power generation system. A mathematical model of PV power generation system is built and the specific expressions of feed-forward terms in the control loops are derived. The overall control scheme, which feeds the grid voltage forward via the feed-forward terms to the control loop, reduces significantly the impact of sudden grid-voltage change on the grid-connecting current to suppress the over-current and harmonics during LVRT. Verification is carried out on the HIL(Hardware-In-Loop) platform based on RTDS(Real-Time Digital Simulator) and the feasibility and effectiveness of the proposed control strategy in improving the grid-connecting current during LVRT are proved by the comparison between it and traditional control method.

Key words: grid-connected photovoltaic generation system; full voltage feed-forward; low-voltage ridethrough; *dq* transform; correction factor; harmonic suppression