优选状态数的 MCMC 算法在风电功率序列生成中的应用

徐沈智1,艾小猛1,邹佳芯2,张舒捷2,李 湃3,黄越辉3,文劲宇1

 (1. 华中科技大学 电气与电子工程学院 强电磁工程与新技术国家重点实验室 电力安全与高效湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074;2. 国网青海省电力公司电力科学研究院 青海省光伏发电并网技术重点实验室,青海 西宁 810008;
 3. 中国电力科学研究院有限公司 新能源与储能运行控制国家重点实验室,北京 100192)

摘要:传统马尔科夫链蒙特卡洛(MCMC)法的状态数选择常依赖于人工经验,应用于风电功率序列建模时难 以较好地同时模拟原始风电功率序列的概率分布特性和自相关特性。针对该问题,提出一种优选状态数的 MCMC(OSN-MC)算法。首先给出 MCMC 方法状态数的选取范围,其次在该范围内以生成序列与原始序列的 自相关函数的误差平方和最小为原则确定优选状态数,然后利用各状态对应功率范围内的累积分布函数抽 样生成随机风电功率,提高优选状态数下生成风电功率序列对于原始序列分布特性的模拟精度。应用 OSN-MC 法和 MCMC 法对中国、美国和欧洲的 12 个风电场生成风电功率序列,并与原始实测序列进行特性比较, 结果表明:OSN-MC 法生成的风电功率序列对原始序列的分布特性和自相关特性的模拟效果均优于 MCMC 法所生成的风电功率序列。

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2019.05.009

0 引言

为应对环境污染和能源供给安全问题,发展可 再生能源已经成为全球各国寻求可持续发展途径的 战略目标,风力发电因其技术最为成熟,得到了大规 模发展。但风电出力具有随机性和波动性,随着风 电接入比例的不断提高,其对电力系统规划运行^[1-2] 和安全稳定^[3-4]的影响也显著增加。量化评估风电 接入对电力系统的影响,往往需要大量的风电出力 数据作为基础,如随机生成模拟^[5]、风险评估^[6]等。 然而,现有的风电出力数据大多存在数据量有限、记 录时长不足等问题,难以满足不同时间尺度研究问 题的数据需求。因此,采用适当的方法进行风电功 率序列生成,即利用有限的实测风速或风电功率序 列生成大量在统计特征上与原始序列吻合程度较高 的风电功率序列显得尤为重要。

风电功率序列生成方法主要有风速法^[7-9]和风 功率法^[10-16]两大类。其中风功率法利用风电功率数 据直接模拟生成风电功率序列,可避免风速法引入 风速-风功率转化模型带来的误差。文献[10-11]分 别利用自回归模型 AR(AutoRegressive model)和自 回归滑动平均模型 ARMA(AutoRegressive integrated Moving Average model)生成风电功率序列,可较好地 控制生成风电功率序列的自相关特性;文献[12]提

收稿日期:2018-09-06;修回日期:2019-02-28

基金项目:国家电网有限公司科技项目(考虑新能源发电不确定性的随机优化调度关键技术研究与示范)

Project supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (Research on Key Technology and Demonstration of Stochastic Optimization Power Scheduling Considering Uncertainty of Renewable Energy)

出利用马尔科夫链蒙特卡洛 MCMC (Markov Chain Monte Carlo)法生成风电功率序列,相比于 AR 和 ARMA,其可以较好地模拟风电功率序列的分布特 性。在此基础上,文献[13-14]将风电波动过程划分 为若干类别,如大波动、中波动和小波动过程等,进 而利用 MCMC 法进行序贯抽样,生成风电功率序 列,很好地模拟了风电功率的波动特性;文献[15] 针对高时间分辨率的风电出力数据,提出一种具有 百分位数的状态空间离散化的多组织 MCMC 方法 用于生成风电功率序列;文献[16]同时考虑实测风 电功率序列的持续时间特性和波动特性,提出计及 风电出力持续时间特性与波动特性的蒙特卡洛抽样 法 PV-MC(Persistence and Variation-Monte Carlo method),使生成的序列可以较好地反映原始序列的持 续时间特性和波动性。其中文献[12-16]中所使用 的方法均是基于马尔科夫链模型,其模型中的状态 数选取一般都是依赖于人工经验,如文献[14]中选 取的状态数为 20, 文献 [16] 中选取的状态数则为 10。本文研究发现这种依赖于人工经验的状态数选 取方法,可能导致生成的风电功率序列难以同时在 分布特性和自相关特性方面与原始风电功率序列保 持一致。

因此,本文首先揭示了 MCMC 法中状态数不同 对生成序列的分布特性和自相关特性的影响。在此 基础上,提出 MCMC 法中的状态数优选原则,并以 各状态对应功率范围内的风电功率累积分布函数代 替均匀分布函数,提高优选状态数下生成序列对于 原始序列分布特性的模拟精度,从而实现优选状态 数下风电功率的生成序列在分布特性和自相关特性 方面对原始序列较好地模拟。

1 MCMC 法简介和分析

1.1 MCMC 法简介

假设 $\{X_n, n \in T\}$ 为一随机过程,其参数集 $T = \{0, 1, 2, \dots\}$ 为离散的时间集合, X_n 所有可能取值的集合为一离散状态集 $I = \{i_0, i_1, i_2, \dots\}$ 。若 $\{X_n, n \in T\}$ 对于任意的非负整数 $n \in T$ 和任意的 $i_0, i_1, \dots \in I$, 其条件概率满足式(1),则称随机过程 $\{X_n, n \in T\}$ 为马尔科夫链^[17]。

$$prob \{ X_{n+1} = i_{n+1} | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \cdots, X_n = i_n \} = prob \{ X_{n+1} = i_{n+1} | X_n = i_n \}$$
(1)

转移概率矩阵 P 可量化马尔科夫链在不同状态 之间转移的概率特性,P 是一个大小为 N×N 阶的矩 阵,N 为随机过程可能达到的状态数。矩阵 P 中第 *i* 行第 *j* 列元素 *p*_{ij}表示马尔科夫链当前时刻处于状态 *i*、下一时刻转移到状态 *j* 的概率,如式(2)所示。

$$p_{ii} = \text{prob}(X_{i+1} = j | X_i = i)$$
 (2)

本文将 MCMC 法用于生成风电功率时间序列, 原始数据为风电功率的实测值,将风电功率的 0 值 定义为一个专门的状态 i_0 ,并且将其他风电功率 $(0,P_E](P_E$ 为风电场的额定装机容量)划分为 N 个 取值范围相等的状态,每个状态 $i_n(n=1,2,\dots,N)$ 对 应的功率取值范围为($(n-1)P_0,nP_0$],其中 P_0 为固 定值,表征各状态功率取值的范围大小,如式(3) 所示。

$$P_0 = \frac{P_{\rm E}}{N} \tag{3}$$

传统 MCMC 法生成风电功率时间序列的具体 步骤可参考文献 [18]。

1.2 状态数选取对风电功率序列生成的影响

a. 对生成序列自相关特性的影响分析。

自相关函数 ACF(AutoCorrelation Function)可反 映序列的自相关特性,是评价风电出力时间序列生 成方法的一项重要指标。针对某一实际风电场,利 用 MCMC 法,在取不同状态数时生成的风电功率序 列与原始出力序列的 ACF 曲线如图 1 所示,其中数 据的采样时间间隔为 1 min。



Fig.1 ACF curves of series generated by MCMC method for different values of N

从图 1 可以看出,生成序列 ACF 曲线的斜率随 N 取值的增大而增大,生成序列与原始序列 ACF 曲 线之间的距离先减小后增大。

当 N 取值增大到一定数值(和原始序列样本容量有关)时,实际值在各个状态范围内近似于均匀分布,ACF曲线的斜率不再随 N 取值的增大而发生变化。因此对于 MCMC 法用于风电功率序列生成,状态数 N 的取值并非越大越好。

b. 对生成序列概率分布特性的影响分析。

概率密度函数 PDF(Probability Density Function) 是评价风电出力时间序列生成方法的另一项重要指标。图 2 为 N 取不同值时, MCMC 法用于实际风电 场生成序列与原始风电功率序列的 PDF 曲线(由于 风电功率的 0 值为一特殊状态,且出现概率较大,为 更清晰地展示其他取值的分布情况,图 2 中剔除了 0 值这一特殊状态)。从图 2 中可以看出,当 N 取值 较小时,生成序列的 PDF 曲线存在明显的"台阶"现 象,且与原始序列差别较大,随着 N 取值的增大,生 成序列的 PDF 曲线更加平滑,且与原始序列更加接 近。这是由于传统 MCMC 法假设在各状态取值范 围内随机变量服从均匀分布,当状态数 N 取值较小 时,该假设与实际情况相差较大。



图 2 N 取不同值时 MCMC 法生成序列的 PDF 曲线

Fig.2 PDF curves of series generated by MCMC method for different values of N

综上所述,MCMC 法用于风电功率序列生成时, 状态数 N 的取值对序列生成的结果有较大影响,N 取值并非越大或越小越好,分析结果为优化状态数 N 的取值提供了一定的思路。

2 优选状态数的 MCMC 法

通过 1.2 节的分析可知,对于 ACF 曲线,随着状态数 N 的增大,生成序列与原始序列的 ACF 曲线之间的差距一般呈现先减小后增大的趋势,而对于同一状态,若采用均匀分布抽样,随着状态数 N 的减少,生成序列的 PDF 曲线与原始序列的 PDF 曲线差距越大。基于此,本文采用的改进思路如下:以生成序列与原始序列 ACF 差距最小为目标,寻找优选状态数 N 的取值;若优选状态数 N 的取值;若优选状态数 N 的取值和是太小(如 5 以上),则在各状态取值范围内以风电的累积

概率密度代替均匀分布进行抽样,提高生成序列与 原始序列 PDF 曲线的一致性。

2.1 基于 ACF 曲线距离最小的状态数选取方法

为了量化曲线间的贴近程度,引入残差平方和 RSS(Residual Sum of Square)的概念^[19],其计算公 式为:

RSS=
$$\sum_{i=1}^{K} [f(k_i) - O(k_i)]^2$$
 (4)

其中, k_i 为函数的自变量,如ACF中的滞后步长、 PDF中的随机变量等;K为自变量可能的取值个数; $f(k_i)$ 为生成序列对应的函数值; $O(k_i)$ 为原始序列 对应的函数值。RSS 值越小即表示 2 条函数曲线越 接近。

MCMC 法生成风电功率序列的状态数优选原则 为一定范围内使生成序列与原始序列的自相关函数 曲线最为贴近的正整数,即使得生成序列与原始序列 自相关函数的 RSS 值最小的正整数。在本文中考虑 状态数的取值范围为[5,100],针对不同的数据采样 间隔,K 取最大滞后时长为4 h 时对应的数据个数。 此时 f(k_i)为生成序列在滞后步长取 k_i 时的 ACF 值, O(k_i)为原始序列在滞后步长取 k_i 时的 ACF 值。

因为序列生成在状态转移和状态值转化为具体 数值的过程中存在随机性,所以每次独立实验得到 的优选状态数不一定相同,但其取值总在某个值附 近波动且相差不会很大。因此本文考虑以一定次数 独立重复实验得到优选状态数的平均值作为状态数 优选结果,以消除随机性的影响。理论上,实验次数 越多越好,但由于每次实验的时间较长,考虑到执行 效率,本文独立重复实验的次数取为10。通过对部 分风电场的验证发现,独立重复实验次数取10和 100时,对应得到的优选状态数的平均值基本相同, 因此本文以10作为独立重复实验次数是合理的。

2.2 基于累积分布函数的随机功率生成方法

通过 2.1 节所述的方法确定了状态数 N 的取 值,为提高生成序列与原始序列 PDF 曲线的一致 性,如前文所述,尝试采用各状态取值范围内的累积 分布函数 CDF(Cumulative Distribution Function)代 替均匀分布函数,对传统 MCMC 法采样进行改进, 以某状态所代表的风电功率取值范围(如风电功率 范围(0.4,0.5] p.u.)为例进行说明,具体步骤如下。

a. 统计原始风电功率序列在(0.4,0.5] p.u. 取 值范围内的 CDF 值,如式(5)所示。

$$F(x) = \operatorname{prob}(w \le x) = \frac{n_{\mathrm{m}}(w \le x)}{n_{\mathrm{m}(0.4, 0.5]}}$$
(5)

其中,w为(0.4,0.5] p.u. 范围内的样本数据;x为 (0.4,0.5] p.u. 范围内的某一样本值; $n_m(w \le x)$ 为 (0.4,0.5] p.u.范围内小于等于x的样本数据个数; *n*_{m(0.4,0.5]}为位于(0.4,0.5] p.u. 范围内的样本数据总数;*F*(*x*)为离散函数,其取值范围为[0,1],如图 3 所示,图中功率为标幺值。



Fig.3 Schematic diagram of F(x)

b. 在[0,1]范围内利用简单随机抽样生成随机 数 *u*,如图 3 所示。

c. 计算 CDF 的逆函数值 $F^{-1}(u)$ 。若随机数 u等于某一 $F(x_i)$,则取 $x_i = F^{-1}(u)$,作为该状态风电 功率的生成值;若 u = F(x)中所有的值均不相等, 则 u 必属于某开区间($F(x_i)$, $F(x_{i+1})$),其中 $F(x_i)$ 为 F(x)中小于 u 且距离 u 最近的值, $F(x_{i+1})$ 为 F(x)中大于 u 且距离 u 最近的值,此时取 $x_{i+1} =$ $F^{-1}(u)$,该状态风电功率的生成值如图 3 所示。

对于其他状态,可仿照上述步骤生成该状态的 风电功率值。值得注意的是:在实际试验中发现,当 生成序列长度达原始序列长度一半及以上时,该方 法可以实现 N 在一定范围内取值(本文 N 取值范围 为[5,100])时生成序列的 PDF 对原始序列很好地 模拟,从而能够提高优选状态数下生成风电功率对 于原始序列分布特性的模拟精度,N 的取值变化对 计算时间的影响可以忽略。

2.3 算法流程

综合前述步骤,本文对传统 MCMC 法的不足进 行分析和改进,提出了一种优选状态数的 MCMC OSN-MC(Optimizing State Number Markov Chain Monte Carlo)算法。OSN-MC 法用于风电功率序列生成的 具体算法流程见附录中图 A1。

3 算例验证

3.1 数据介绍

为了验证 OSN-MC 法的有效性,本文采用来自中国、美国和欧洲的 12 座风电场实测风电功率数据进行算例验证分析,实测风电功率的基本信息见附录中表 A1。

本文以各风电场的额定装机容量作为基准值, 选定生成序列长度与对应原始序列长度相同。利用 本文提出的 OSN-MC 法分别对这 12 座风电场进行 功率序列生成。考虑状态数 N 的取值范围为[5, 100], ACF 计算的最大滞后时长为4 h, 从而得到各 风电场的优选状态数, 如附录中图 A2 所示。中国张 北风电场原始序列与 MCMC 法(状态数 N 取为 10)





Fig.4 Timing curves of original series and generated series

3.2 特性对比分析

本节采用均值、标准差、PDF、ACF、波动特性和 状态转移等统计特性对 MCMC 法和 OSN-MC 法生 成的风电功率序列与原始序列的相似程度进行对比 分析,统计的样本数为各风电场生成序列的长度。

a. 均值。

均值能反映随机变量取值的平均水平。因为不同风电场实际出力的均值不同,故以相对误差作为评价指标,计算公式为:

$$\delta = \left| \frac{x_{\rm g} - x_{\rm o}}{x_{\rm o}} \right| \times 100\% \tag{6}$$

其中,x_。为原始序列的均值;x_s为生成序列的均值。 相对误差越小表示生成序列的出力平均水平越接近 于原始序列。

图 5 给出了利用 2 种方法生成的风电功率序列 与原始序列的均值相对误差对比。从图中可以看 出,对于所选的 12 座风电场,利用 OSN-MC 法生成 的风电功率序列的均值相对误差基本小于 MCMC 法不同状态数取值时的结果,能够更好地模拟原始 序列的平均水平。

b.标准差。

标准差刻画了随机变量分布的集中(或分散) 程度,一个随机变量的标准差越大表示它的取值越 分散。图 6 给出了 2 种方法生成的风电功率序列与 原始序列的标准差相对误差对比。从图中可以看 出,对于中国风电场,OSN-MC 法生成序列标准差的 相对误差均低于 MCMC 法不同状态数取值时的结 果,而对于美国及欧洲的风电场,OSN-MC 法与 MCMC 法获得的标准差相对误差无明显差别。

c. PDF_{\circ}

PDF 可以清楚地展现随机变量在取值范围内的 分布情况。本文以曲线间的贴近程度及 RSS 值作为 生成序列对原始序列特性模拟效果好坏的衡量标





准。图 7 给出了不同风电场情况下利用 2 种方法生成的风电功率序列与原始序列 PDF 曲线间的残差 平方和。







由图 7 可知,对于所有风电场,OSN-MC 法生成 序列与原始序列 PDF 曲线间的残差平方和均远小 于不同状态数取值时的 MCMC 法,在分布特性方面 有比较明显的改善,计算结果说明了 OSN-MC 法生 成序列的功率分布情况更接近于原始序列。

d. ACF $_{\circ}$

在时间序列分析中将原序列和滞后一定步长得 到的新时间序列看作2个时间序列,如式(7)所示。

$$X = \{X(i)\} \quad i = 1, 2, \cdots, t - k$$

$$Y = \{X(i)\} \quad j = 1 + k, 2 + k, \cdots, t$$
(7)

其中,*t*-*k*-1为时间序列的长度;*k*为滞后步长,代表 滞后序列与原始序列之间间隔的数据长度。序列 *X* 在滞后步长 *k*下的自相关系数 ρ_{xx}为:

$$\rho_{XY} = \frac{\operatorname{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} = \frac{E(X - E(X))[Y - E(Y)]}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$
(8)

其中,cov()表示序列间的协方差;E()表示序列的 期望;D()表示序列的方差。

ACF 即为 k 取不同值时的 ρ_{XY} 如图 1 所示,能反 映时间序列前后数据的相关程度^[17]。以 RSS 值作

为评价指标,利用2种方法生成风电功率序列与原 始序列ACF曲线间的残差平方和对比,如图8所 示。从图中可以看出,对于所有风电场,OSN-MC法 生成序列与原始序列ACF曲线间的残差平方和均 小于MCMC法状态数取值不同时的结果,改善效果 明显,算例结果说明,较MCMC法而言,OSN-MC法 能够更好地模拟原始序列的自相关特性。



e. 各时间尺度波动特性。

不同时间尺度的波动特性是指风电功率序列在 不同时间步长下变化量的分布^[20]。图 9 给出了美 国德克萨斯州 Brazos 风电场 1 h、4 h、8 h、12 h 这 4 种时间尺度下,原始序列与 2 种方法生成序列的波 动特性对比。

从图 9 中可以看出, OSN-MC 法生成序列在不同时间尺度下波动特性的 CDF 与原始序列的贴合程度均比较高, 尤其是 4 h 及以上时间尺度, 算例结果说明 OSC-MC 生成的风电功率序列能较好地继承原始序列的波动特性, 其他风电场的测试结果与Brazos 风电场类似。

f. 状态转移特性。

风电功率序列的状态转移特性可用转移概率矩 阵表示,因此比较原始序列和生成序列转移概率矩 阵的相似程度能衡量生成序列对于原始序列状态转 移特性模拟效果的好坏。利用 F 矩阵范数可以反映





矩阵与零矩阵的偏差程度,从而可用来比较不同矩阵的相似程度。对于转移概率差值矩阵A, $||A||_F$ 称为矩阵A的F范数^[21]。

$$\| \mathbf{A} \|_{F} = \| \mathbf{B} - \mathbf{C} \|_{F} = \left(\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{m} | b_{ij} - c_{ij} |^{2} \right)^{1/2}$$
(9)

其中,*m* 为矩阵的维数;*B* 为原始序列的转移概率矩 阵;*b_{ij}为 B* 中的元素;*C* 为生成序列的转移概率矩 阵;*c_{ii}为 C* 中的元素。

为了消除状态数取值不同时转移概率矩阵元素 个数不同对结果的影响,按式(10)以 F 范数对差值 矩阵元素个数的平均值作为转移概率矩阵相似度的 评价指标。

$$\overline{F} = \frac{1}{m^2} \left(\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{m} |b_{ij} - c_{ij}|^2 \right)^{1/2}$$
(10)

F 越接近于 0,表示生成序列和原始序列的转移 概率矩阵越相似。图 10 给出了不同风电场情况下 利用 2 种方法生成的风电功率序列与原始序列转移 概率差值矩阵的平均 F 范数值。由图可知,在状态 转移特性方面,OSN-MC 法与 MCMC 法的测试结果





基本一致,均能较好地模拟原始序列的状态转移 特性。

4 结论

传统的 MCMC 方法用于风电功率序列生成时, 其状态数选择多依赖于人工经验,本文通过仿真测 试与深入分析发现了传统的 MCMC 方法难以同时 较好地模拟原始序列的分布特性和自相关特性的原 因。在此基础上,对传统 MCMC 方法在状态数选取 与随机采样两方面进行改进,改进的 MCMC 方法能 同时较好地模拟原始序列的分布特性和自相关特 性,采用中国、美国和欧洲的 12 个风电场仿真分析 验证了所提改进方法的有效性。另外,所提改进策 略不影响 MCMC 方法的其他性质,因此,将其用于 结合风电功率其他特性的序列生成是笔者后续的研 究方向。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

- [1]姜欣,陈红坤,向铁元,等.考虑调峰特性的电网风电接入能力 分析[J].电力自动化设备,2014,34(12):13-18.
 JIANG Xin, CHEN Hongkun, XIANG Tieyuan, et al. Wind power penetration capacity considering peak regulation characteristics[J].
 Electric Power Automation Equipment,2014,34(12):13-18.
- [2] 孙辉,徐箭,孙元章,等. 基于混合整数线性规划的风电场有功 优化调度[J]. 电力系统自动化,2016,40(22):27-33.
 SUN Hui,XU Jian,SUN Yuanzhang, et al. Active power optimization scheduling of wind farm based on mixed-integer linear programming [J]. Automation of Electric Power Systems,2016,40(22):27-33.

[3]秦超,曾沅,苏寅生,等.基于安全域的大规模风电并网系统低

频振荡稳定分析[J]. 电力自动化设备,2017,37(5):100-106. QIN Chao,ZENG Yuan,SU Yinsheng,et al. Low-frequency oscillatory stability analysis based on security region for power system with large-scale wind power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017,37(5):100-106.

- [4]张丽英,叶廷路,辛耀中,等. 大规模风电接入电网的相关问题 及措施[J].中国电机工程学报,2010,30(25):1-9.
 ZHANG Liying, YE Tinglu, XIN Yaozhong, et al. Problems and measures of power grid accommodating large scale wind power[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(25):1-9.
- [5] 邹斌,李冬. 基于有效容量分布的含风电场电力系统随机生产 模拟[J]. 中国电机工程学报,2012,32(7):23-31.
 ZOU Bin,LI Dong. Power system probabilistic production simulation with wind generation based on available capacity distribution[J].
 Proceedings of the CSEE,2012,32(7):23-31.
- [6] 丰颖, 贠志皓, 周琼, 等. 考虑风电接入的在线风险评估和预防 控制[J]. 电力自动化设备,2017,37(2):61-68.
 FENG Ying, YUN Zhihao, ZHOU Qiong, et al. Online risk assessment and preventive control considering wind-power integration[J].
 Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(2):61-68.
- [7] WOODS M J, RUSSELL C J, DAVY R J, et al. Simulation of wind power at several locations using a measured time-series of wind speed[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(1):219-226.
- [8]张宏宇,印永华,申洪,等. 基于概率测度变换的风速时间序列 建模方法[J]. 电力系统自动化,2013,37(2):7-10.
 ZHANG Hongyu, YIN Yonghua, SHEN Hong, et al. A wind speed time series modeling method based on probability measure transformation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(2): 7-10.
- [9] 吴峰,孔卫亚,周宇,等.考虑多风电场风速变化规律的模拟数据生成方法[J].电网技术,2016,40(7):2038-2044.
 WU Feng,KONG Weiya,ZHOU Yu, et al. A wind speed modeling method for multiple wind farms considering variation regularities
 [J]. Power System Technology,2016,40(7):2038-2044.
- [10] LASLETT D, CREAGH C, JENNINGS P. A simple hourly wind power simulation for the south-west region of western Australia using MERRA data[J]. Renewable Energy, 2016, 96:1003-1014.
- [11] 邹金,赖旭,汪宁渤.风电随机出力的时间序列模型[J].电网技术,2014,38(9):2416-2421.
 ZOU Jin,LAI Xu, WANG Ningbo. Time series model of stochastic wind power generation [J]. Power System Technology, 2014, 38 (9):2416-2421.
- [12] PAPAEFTHYMIOU G, KLÖCKL B. MCMC for wind power simulation[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2008, 23(1): 234-240.
- [13] 刘纯,吕振华,黄越辉,等. 长时间尺度风电出力时间序列建模 新方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2013,41(1):7-13.
 LIU Chun,LÜ Zhenhua, HUANG Yuehui, et al. A new method to

simulate wind power time series of large time scale[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(1):7-13.

- [14] 李驰,刘纯,黄越辉,等. 基于波动特性的风电出力时间序列建模方法研究[J]. 电网技术,2015,39(1):208-214.
 LI Chi, LIU Chun, HUANG Yuehui, et al. Study on the modeling me-thod of wind power time series based on fluctuation characteristics[J]. Power System Technology,2015,39(1):208-214.
- [15] DENAXAS E A, BANDYOPADHYAY R, PATINO-ECHEVERRI D, et al. SynTiSe; a modified multi-regime MCMC approach for generation of wind power synthetic time series [C] // IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Hong Kong, China; [s.n.], 2015; 668-674.
- [16] 于鹏,黎静华,文劲宇,等. 含风电功率时域特性的风电功率序 列建模方法[J]. 中国电机工程学报,2014,34(22):3715-3723.
 YU Peng, LI Jinghua, WEN Jinyu, et al. A wind power time series modeling method based on its time domain characteristics[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(22):3715-3723.
- [17] 刘次华. 随机过程[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2014: 56-200.
- [18] 吴桐. 风电功率的特性分析及其时间序列生成方法研究[D]. 武汉:华中科技大学,2013.

WU Tong. Analysis of wind power characteristics and study of its time series generation [D]. Wuhan; Huazhong University of Science and Technology, 2013.

[19] 魏绍凯,谢明,郑叔芳. 叶型曲线的自适应分段回归[J]. 中国 电机工程学报,1993,13(4):54-58.

WEI Shaokai, XIE Ming, ZHENG Shufang. Adaptive segmented regression for blade profile [J]. Proceedings of the CSEE, 1993, 13 (4):54-58.

- [20] 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.
- [21] 杨明,刘先忠. 矩阵论[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2005.

作者简介:



徐沈智(1993—),男,安徽滁州人,硕 士研究生,研究方向为可再生能源并网、储 能在电力系统中的应用(E-mail:xushenzh@ foxmail.com);

艾小猛(1986—),男,湖北孝感人,讲 师,博士,通信作者,研究方向为鲁棒优化理 论在综合能源系统的应用、可再生能源并

网优化运行等(E-mail:xiaomengai1986@foxmail.com);

文劲宇(1970—),男,湖南长沙人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为大电网大机组安全稳定控制、储能与新能源并网、直流输电等(E-mail:jinyu.wen@hust.edu.cn)。

Application of optimizing state number Markov chain Monte Carlo algorithm in wind power generation

XU Shenzhi¹, AI Xiaomeng¹, ZOU Jiaxin², ZHANG Shujie², LI Pai³, HUANG Yuehui³, WEN Jinyu¹

(1. Hubei Electric Power Security and High Efficiency Key Laboratory, State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering

and Technology, School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology,

Wuhan 430074, China; 2. Key Laboratory of Photovoltaic Power Generation and Grid Integration,

State Grid Qinghai Electric Power Research Institure, Xining 810008, China;

3. State Key Laboratory of Operation and Control of Renewable Energy & Storage Systems, China Electric

Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: The state number selection of traditional MCMC (Markov Chain Monte Carlo) method often depends on personal experience, it is difficult to simulate the probability distribution and autocorrelation characteristics of original wind power series at the same time when the method is applied in wind power series modelling, for which, an OSN-MC (Optimizing State Number Markov Chain Monte Carlo) algorithm is proposed. Firstly, the state number selection range of MCMC method is given. Secondly, the optimal state number is determined based on the principle of minimizing the square sum of autocorrelation function error of generated series and original series. Then the cumulative distribution function in the corresponding power range of each state is adopted to generate random wind power, which improves the simulation accuracy of generated wind power series to the probability distribution of original series. The OSN-MC and MCMC methods are applied to generate wind power series for 12 wind farms in China, the United States and Europe, and the comparison with the original measured series shows that the simulation effect of wind power series generated by OSN-MC algorithm on the distribution and autocorrelation characteristics of original series is better than that of MCMC algorithm.

Key words; wind power; Markov chain; Monte Carlo method; optimizing state number; series generation

(上接第 60 页 continued from page 60)

Interval prediction method of wind power based on improved chaotic time series

LI Jinghua, HUANG Yujin, HUANG Qian

(Guangxi Key Laboratory of Power System Optimization and Energy-saving Technology,

Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: Wind power interval prediction is to predict the upper and lower limits of wind power at a given confidence level, which can reflect the variation ranges of wind power and provide effective auxiliary information for scheduling. An interval prediction method of wind power based on improved chaotic time series is proposed considering the chaotic characteristics of wind power. Due to the strong intermittency and fluctuation of wind power, the traditional chaotic time series method is difficult to obtain good clustering effect and high prediction accuracy in wind power interval prediction, which affects the prediction results. The ant colony clustering algorithm and support vector machine are introduced to improve the traditional method by using the strong searching ability of ant colony clustering algorithm and the strong predictive ability of support vector machine, and then better interval prediction results are obtained. The improved method is applied to the wind power interval prediction of wind farms in Britain and Germany. The interval prediction results of the improved method, the interval prediction method based on neural network and the traditional method are compared and analyzed at different confidence levels, and the validity of the proposed improved method is verified.

Key words: wind power; interval prediction; chaotic time series; ant colony clustering algorithm; support vector machines 附录:



图 A1 OSN-MC 法用于风电功率序列生成的算法流程图 Fig.A1 Flowchart of OSN-MC method applied in wind power series generation



Fig.A2 Optimal state number of each wind farm

表 A1 实测风电功率数据说明

风电场 编号	风电场 名称	测量间隔/ min	数据 长度	时间 跨度/d
1	中国临海风电场	1	264 960	184
2	中国张北风电场	1	264 960	184
3	中国陇康风电场	1	264 960	184
4—8	美国德克萨斯州 5 座 风电场	1	394 500	274
9	德国 TenneT 公司管 辖风电场	5	35 040	121
10	德国 EnBW 公司 管辖风电场	15	35 040	365
11	英国全境风电场	5	159 356	553
12	爱尔兰全境风电场	15	35 040	365

Table A1 Data description of measured wind pow	vei
--	-----