

基于贝叶斯推理的电力系统转动惯量和 新能源虚拟惯量估计方法

黄海东¹, 徐云清¹, 张琦兵¹, 徐贤¹, 刘凯²

(1.国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210000; 2.东南大学, 江苏 南京 210096)

摘要: 在新型电力系统背景下,以风光为代表的可再生能源导致系统惯性水平低、不确定性强,电网频率稳定问题凸显。基于虚拟惯量控制的新能源虽然在一定程度上提升了低惯量电网的频率稳定性,但同时增加了电网惯量评估难度。针对传统电网在线惯量监测方式难以准确估量同步机转动惯量和新能源虚拟惯量的问题,文章在无需任何线性假设的前提下,提出一种基于多重重要性采样-贝叶斯推理的电力系统转动惯量和虚拟惯量综合估计方法。基于相量测量单位(PMU)局部测量信息和贝叶斯推理框架,通过多重重要性采样算法抽样获得惯量参数的非高斯后验分布,从而保证惯量估计准确性。仿真结果表明,该方法在同步和非同步发电机的在线惯量估计方面均具备较高的精度,可推广应用于以新能源为主导的新型电力系统。

关键词: 可再生能源; 惯量估计; 转动惯量; 虚拟惯量; 贝叶斯推理; 多重重要性采样

中图分类号: TK01; TM73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2024)11-1546-08

0 引言

随着可再生能源的大规模接入电网,惯量在维持系统频率稳定性方面变得愈发重要。作为电网的关键物理特性,惯量能够减缓发电机转速及频率变化^[1,2],提高电力系统应对突发负载变化或发电损失等问题的抗扰动能力。惯量充裕的电力系统可以在短时间内维持稳定的频率,避免电力系统的崩溃。然而,由于新能源设备(如风机和光伏)的大量接入,以同步机为主导的传统电网逐渐转型为以新能源为主导的新型电力系统,导致电网转动惯量显著减少^[3,4]。不同于传统的火力发电机,新能源发电机通常无法提供足够的惯量。惯量降低将会导致低惯量电力系统抗扰动能力的减弱,当面对大扰动时,可能无法维持系统频率的稳定,进而导致电网崩溃^[5]。为了解决这一问题,研究人员已经开发出如构网型虚拟惯量控制等技术为电网提供虚拟惯量^[6-8],保持系统的频率稳定性。这些虚拟同步机可以模拟传统同步发电机的惯量行为,帮助电力系统维持频率稳定。然而,传统的惯量监测方法通常假设所有的惯量都来自于同步发电机,忽略了其他可能的惯量来源,如新能源设备提供的虚拟惯量。只有准确把握系统的总惯量及惯量分布特征,才能有效地设计和实施频率控

制策略。因此,对新型电力系统来说,精确估计转动惯量和虚拟惯量是必不可少的。

惯量估计方法可分为离线惯量估计方法和在线惯量估计方法。由于离线惯量估计方法通常耗时、耗力且昂贵,研究人员提出了仅利用相量测量单位(PMU)数据的在线惯量估计方法。文献[9]采用扩展卡尔曼滤波器进行惯量参数估计,文献[10]则使用无迹卡尔曼滤波器进一步扩展了这项惯量估计研究工作。虽然这些基于卡尔曼滤波器的方法在估计过程中收敛速度很快,但它们会受到高斯假设带来的局部最优限制。随着人工智能技术的发展,基于神经网络进行惯量估计的方法也逐步受到关注。文献[11]提出将长递归卷积神经网络和图卷积神经网络应用于惯量估计,文献[12]则使用卷积神经网络估计系统惯量。尽管这些基于神经网络的方法既新颖又有效,但缺乏可解释性,同时神经网络算法的离线训练期通常需要大量的事件数据,这在实践中较难获取。目前,基于贝叶斯推理的惯量估计方法同样受到相关学者的关注。文献[13,14]中均使用了基于马尔科夫链蒙特卡洛的贝叶斯推理进行惯量估计,但此类方法因无法并行计算而导致计算效率低、收敛速度慢。此外,上述研究主要关注于电力系统中同步

收稿日期: 2024-04-10。

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2023120)。

作者简介: 黄海东(1972-),男,硕士,高级工程师,主要从事电力系统的调度运行与自动化等研究工作。E-mail:220232981@seu.edu.cn

发电机的转动惯量,而忽略了来自构网型新能源设备的虚拟惯量。

鉴于此,本文针对转动惯量和虚拟惯量并存的新型电力系统,提出基于贝叶斯推理-多重重要性采样算法的电力系统惯量估计方法。首先,构建了同步发电机转动惯量和新能源虚拟惯量模型;然后,基于 PMU 的局部测量信息和贝叶斯推理开展同步发电机与新能源机组惯量估计工作,通过多重重要性采样算法抽样获得转动惯量和虚拟惯量参数的非高斯后验分布,并通过最大后验估计实现新型电力系统中同步发电机的实际惯量和构网型虚拟同步机的虚拟惯量的同时估计;最后,基于 IEEE-39 节点标准测试系统进行仿真及性能验证。结果表明,本文所提方法对电网转动惯量和虚拟惯量均具备优良的估计精度,能够为新型电力系统高精度惯量估计提供重要指导。

1 同步发电机转动惯量和可再生能源虚拟惯量

1.1 同步发电机的转动惯量

传统的同步发电机的惯量来源于转子的转动惯量 I 。本文考虑使用同步发电机的二阶摇摆方程模型^[15]:

$$\begin{cases} \frac{d\delta}{dt} = \omega - \omega_0 \\ \frac{2H}{\omega_0} \frac{d\omega}{dt} = T_M - P_e - D(\omega - \omega_0) \end{cases} \quad (1)$$

式中: δ 为同步发电机转子角度; ω 和 ω_0 分别为同步发电机转子角频率和额定转子角频率; H 为惯量时间常数,通过 $H = I\omega_0^2 / (2S_g)$ 计算获得,其中 S_g 为额定功率; D 为阻尼比; T_M 为同步发电机的机械转矩; P_e 为同步发电机的实际有功输出。

同步发电机原理如图 1 所示。

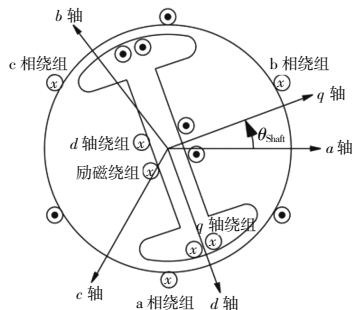


图 1 同步发电机原理图

Fig.1 Synchronous generator schematic

同步发电机的惯量在保证电力系统的稳定性方面起着至关重要的作用,不仅能够保持频率的

稳定性,还有助于提升系统应对负载变化或突发故障的能力。然而,由于设备老化、改造等原因,同步发电机的转动惯量可能与真实惯量存在偏差,因此须要对同步发电机的转动惯量进行定期辨识。

1.2 可再生能源的虚拟惯量

虚拟惯性控制技术已在风机和光伏等新能源场站中得到应用,本文的研究重点是这些虚拟惯量控制技术中的构网型虚拟同步机。构网型虚拟同步机通常作为呈现出低输出阻抗的理想电压源来提供虚拟惯量^[16]。近年来,由于工作特性与传统的同步发电机相似,构网型虚拟同步机的应用越来越广泛,因此,构网型虚拟同步机提供的虚拟惯量不容忽视。基于构网型虚拟同步机的风机并网拓扑如图 2 所示。

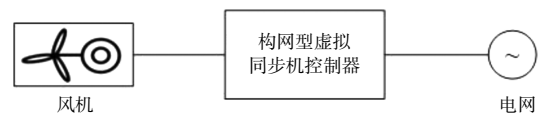


图 2 构网型虚拟同步机并网单线图

Fig.2 Single-line diagram of a VSG connected to grid

本文使用的构网型虚拟同步机的控制回路包括有功控制回路和无功控制回路,有功控制回路如图 3 所示。

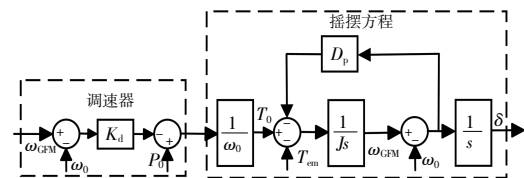


图 3 构网型虚拟同步机有功功率控制回路框图

Fig.3 Block diagram of active power control loop in a GFM power converter

无功控制回路如图 4 所示。

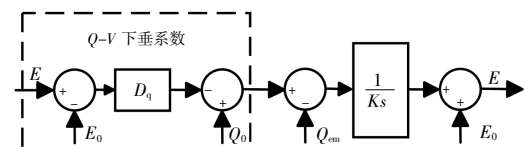


图 4 构网型虚拟同步机无功功率控制回路框图

Fig.4 Block diagram of reactive power control loop in a GFM power converter

具体模型如下^[17]:

$$\begin{cases} \frac{d\delta}{dt} = \omega_{GFM} - \omega_0 \\ J \frac{d\omega_{GFM}}{dt} = T_0 - T_{em} - D_c(\omega_{GFM} - \omega_0) \end{cases} \quad (2)$$

$$K \frac{dE}{dt} = Q_0 - Q_{em} - D_q(E - E_0)$$

式中： ω_{GFM} 为构网型虚拟同步机的角频率； J 为构网型虚拟同步机的虚拟惯量，其与构网型虚拟同步机的虚拟惯量时间常数 H_m 之间的关系为 $H_m = J\omega_0^2 / (2S_{base})$ ，其中 S_{base} 为构网型虚拟同步机的额定功率； D_e 为等效阻尼， $D_e = D_p + K_d / \omega_0$ ，其中， D_p 为主动阻尼系数， K_d 为下垂系数； T_0 为参考扭矩； T_{em} 为输出扭矩； K 和 D_q 分别为电压积分系数和 $Q-V$ 下垂系数； E_0 为参考电压； Q_0 为参考无功功率； Q_{em} 为输出无功功率。

2 贝叶斯推理分析

在进行转动惯量和虚拟惯量估计前，首先选择 PMU 的局部测量值来推断同步发电机和构网型虚拟同步机的状态。本文选择同步发电机和构网型虚拟同步机的有功输出和无功输出作为观测量，以增强电力系统动力学的可观性^[18]。此外，虽然同步发电机和构网型虚拟同步机的系统模型不同，但二者的有功功率和无功功率计算公式基本一致。

$$\begin{cases} P_e = \frac{E}{X_d} V \sin(\delta - \theta) + e_p \\ Q_e = -\frac{V^2}{X_d} + \frac{E}{X_d} V \cos(\delta - \theta) + e_q \end{cases} \quad (3)$$

式中： E, V 分别为同步发电机或构网型虚拟同步机的内部电压幅值及其终端母线的电压幅值； P_e 和 Q_e 分别为同步发电机或构网型虚拟同步机的有功输出和无功输出； e_p 和 e_q 均为测量噪声； X_d 为同步发电机以及构网型虚拟同步机的暂态电抗； θ 为同步发电机或构网型虚拟同步机的终端母线的电压相角。

基于上述的 PMU 量测，建立如下贝叶斯推理模型^[19]：

$$d = f(H') + e \quad (4)$$

式中： d 为 P_e 和 Q_e 的测量值向量； $H' = [H; H_m]$ 为同步发电机和构网型虚拟同步机的惯量集合； $f(\cdot)$ 是将向量 H' 映射到有功 P_e 和无功 Q_e 的向量值函数，包含微分方程(1)、(2)和代数方程(3)； $e \in R^2$ 为测量误差向量，其元素为相互独立的随机变量。

第 i 个元素的概率密度函数为 $\pi_{e_i}(e_i)$ ，联合

概率密度函数被定义为 $\pi_e = \prod_{i=1}^2 \pi_{e_i}(e_i)$ 。

在给定测量值向量 d 后，可以得到惯量 H' 的贝叶斯后验分布概率密度函数为

$$\pi_{post}(H' | d) \propto \pi_{like}(d | H') \pi_{prior}(H') \quad (5)$$

式中： $\pi_{prior}(H')$ 为先验分布的概率密度函数，

$\pi_{prior}(H') = \prod_{i=1}^N \pi_i(e_i | H'_i)$ ，表示向量 H' 中各元素的联合概率密度； $\pi_{like}(d | H')$ 为似然函数的概率密度函数， $\pi_{like}(d | H') = \prod_{i=1}^2 \pi_{e_i}[d_i - f_i(H')]$ ， $i=1, 2$ 时分别为

有功量测值 P_e 和无功量测值 Q_e 。

当给定同步发电机和构网型虚拟同步机的惯量向量 H' 时，就可以计算出 $0 \sim t_{end}$ 的 P_e 和 Q_e 的轨迹。再求出该时间段内的联合似然分布，即可计算出对数形式的贝叶斯后验分布，如下所示：

$$\begin{aligned} \log \pi_{post}(H' | d) \propto & \sum_{t=0}^{t_{end}} \log \pi_{e_i}[d'_t - f'_t(H')] + \\ & \sum_{i=1}^N \log \pi_i(H'_i) \end{aligned} \quad (6)$$

最终利用最大后验估计获得估计结果：

$$\hat{H}'_{MAP} = \underset{H'}{\operatorname{argmin}} \{-\log \pi_{post}(H' | d)\} \quad (7)$$

3 采样算法研究

在贝叶斯推断中，后验分布即给定观察数据后参数的分布十分关键。然而，对于电力系统复杂模型，后验分布 $\pi_{post}(H' | d)$ 往往是无法直接计算的，因此考虑通过采样的方式获得与后验分布近似的参数分布。重要性算法因其固有的并行计算能力，在贝叶斯推理中受到广泛关注。

3.1 重要性采样算法

重要性采样算法是一种蒙特卡洛的采样技术^[20]，其核心思想是在采样过程中引入一个新的采样分布，该分布在估计目标函数时能够更好地捕捉到函数的重要部分，从而减少采样方差^[21]。通过改变采样的分布以提高采样效率，尤其适用于目标函数的概率密度函数不容易抽样时的场景。

重要性采样算法通常通过先验分布 $\pi_{prior}(H')$ 和重要性权重 w_k 来近似后验分布 $\pi_{post}(H' | d)$ 。首先，重要性采样算法从 $\pi_{prior}(H')$ 中抽取 N_k 个样本；其次，计算每个样本的重要性权重：

$$w_k = \frac{\pi_{\text{post}}[\mathbf{H}^{(k)}|\mathbf{d}]}{\pi_{\text{prior}}[\mathbf{H}^{(k)}]} \quad (8)$$

式中: $k=1, \dots, N_k$ 。

再次,对每一个样本的重要性权重进行归一化处理:

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{k=1}^{N_k} w_k} \quad (9)$$

如果先验分布与目标分布差异较大,那么大部分样本的重要性权重可能会非常小,意味着这些样本对后验分布的贡献非常小,会导致采样效率低下。为了解决这个问题,可采用重采样的方法,即根据每个样本的重要性权重对所有样本进行重新采样,在这个过程中,权重较高的样本更有可能被保留,而权重较低的样本被保留的机会较低。这样就可以通过保留对后验分布贡献较大的样本,丢弃对后验分布贡献较小的样本,从而更准确地描述出 $\pi_{\text{post}}(\mathbf{H}'|\mathbf{d})$ 。最后,根据每个样本的重要性权重对所有样本进行重新采样,再通过重新采样的样本描述出完整的后验分布。

3.2 多重重要性采样算法

多重重要性采样算法源于重要性采样算法,是重要性采样算法的一种扩展和改进。不同于重要性采样算法仅使用一个先验分布的特点,多重重要性采样算法选择多个先验分布。在近似复杂的目标分布时,普通重要性采样算法可能会受到采样策略选择的限制,导致估计结果的精度降低。而多重重要性采样算法能够同时考虑多个采样策略,从而更好地适应复杂的分布结构,进而提高估计结果的准确性。与重要性采样算法不同,对于多重重要性采样的 N_i 个先验分布 $q_1(\mathbf{H}'), \dots, q_{N_i}(\mathbf{H}')$, 从每个先验分布中抽取 M 个样本,每个样本的重要性权重为

$$w_n^m = \frac{\pi_{\text{post}}(\mathbf{H}_n^m|\mathbf{d})}{\frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} q_k(\mathbf{H}_n^m)} \quad (10)$$

式中: $n=1, \dots, N_i; m=1, \dots, M$ 。

每个样本的归一化重要性权重为

$$\bar{w}_n^m = \frac{w_n^m}{\sum_{n=1}^{N_i} \sum_{m=1}^M w_n^m} \quad (11)$$

根据每个样本的重要性权重对所有样本进行重新采样,获得服从后验分布的样本。对于重新采样服从后验分布的样本,利用最大后验估计方法估计惯量参数的值。

多重重要性采样算法的原理如图 5 所示。

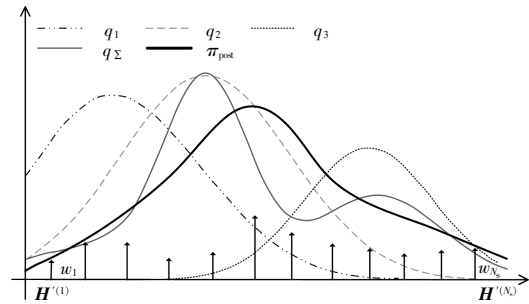


图 5 多重重要性采样算法原理图

Fig.5 Schematic diagram of multiple importance sampling algorithm

图 5 中: w_1, \dots, w_{N_s} 分别对应样本 $\mathbf{H}^{(1)}, \dots, \mathbf{H}^{(N_s)}$ 的重要性权重; π_{post} 为后验分布概率密度函数; q_1, q_2 和 q_3 分别为 3 个先验分布的概率密度函数; q_Σ 为混合先验分布的概率密度函数。

$$q_\Sigma = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^3 q_k \quad (12)$$

多重重要性采样算法在惯量估计中的应用技术步骤如下:

步骤 1, 选定 N_i 个贝叶斯先验分布 $q_1(\mathbf{H}'), \dots, q_{N_i}(\mathbf{H}')$;

步骤 2, 从 $\mathbf{H}_n^m \sim q_n(\mathbf{H}')$ 中抽取 M 个样本, $n=1, \dots, N_i; m=1, \dots, M$;

步骤 3, 按照式(10)计算重要性权重 w_n^m ;

步骤 4, 按照式(11)计算归一化权重 \bar{w}_n^m ;

步骤 5, 根据每组惯量 \mathbf{H}_n^m 及其权重 \bar{w}_n^m , 重新抽取 $N_i \times M$ 个样本;

步骤 6, 用重新抽样的样本画出后验分布 $\pi_{\text{post}}(\mathbf{H}'|\mathbf{d})$ 的概率密度函数图像;

步骤 7, 求出贝叶斯后验分布概率密度图像中的最大后验点, 作为转动惯量和虚拟惯量参数的估计结果。

4 案例分析

为验证所提基于多重重要性采样算法的贝叶斯推理惯量估计方法的可靠性和准确性, 本文采

用 IEEE-39 节点标准测试系统进行案例仿真及测试分析。其中,母线 38 和母线 39 处的同步发电机被替换为基于构网型虚拟同步机的风机,具体的网络拓扑结构如图 6 所示。

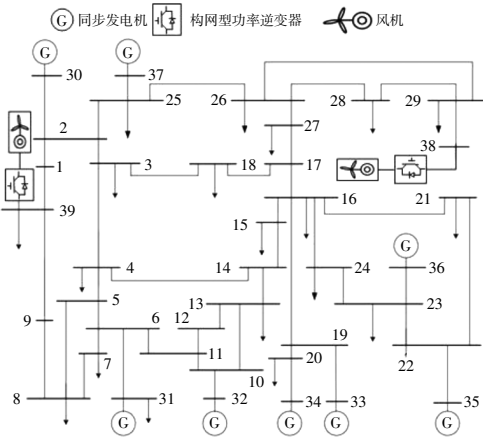


图 6 装有构网型虚拟同步机的 IEEE-39 母线系统拓扑
Fig.6 Topology of the IEEE-39 bus system with grid-forming power converters

4.1 先验信息选择

由于制造商提供的参数通常基于详细测试,数据可靠性较高。但考虑到设备老化等因素,发电机的实际惯量可能会偏离制造商提供的参数。因此,本文假设实际惯量与制造商提供的惯量参数之间存在 5% 的误差。首先设定一个制造商提供参数为均值,5% 均值为标准差的高斯分布。从该高斯分布中随机采样获得多重重要性采样算法的先验分布 $q_1(\mathbf{H}'), \dots, q_N(\mathbf{H}')$ 的均值,每个先验分布的标准差设为抽得的均值的 10%。先验分布的总数 N_i 设为 10,每个先验分布的抽取样本数 M 设为 20 000,样本总数为 200 000 个。重要性采样算法的先验分布则选择制造商提供参数为均值,10% 均值为标准差,共抽取 200 000 个样本。由于真实的 PMU 量测数据难以获取,在仿真实验中,

使用真实惯量参数计算所需量测的仿真值,并通过添加高斯量测误差的方法来模拟真实的 PMU 量测数据。实际的 PMU 量测设备在测量过程中可能受到设备精度、环境噪声等因素的影响,因此将仿真值与模拟的量测误差相结合来模拟出真实量测环境下的量测值是可行的。选用相同且独立的高斯噪声模拟 PMU 的量测噪声,标准差为 0.01。

4.2 实验结果分析

在母线 38 和母线 39 处将同步发电机替换为基于构网型虚拟同步机的风机后,基于重要性采样算法和基于多重重要性采样算法的惯量参数估计结果如表 1 所示。实验计算时间约为 10 min。考虑到电力系统中发电机的惯量通常是相对稳定的,不会频繁地发生变化,因此,每隔 10 min 进行一次惯量估计已经足以满足在线估计的需求,表明该方法适合用于在线惯量估计。

表 1 重要性采样算法和多重重要性采样算法的惯量估计结果比较

Table 1 Comparison of inertia estimation results between IS algorithm and MIS algorithm

惯量	先验值	真实值	重要性采样算法		多重重要性采样算法	
			最大后验点	误差/%	最大后验点	误差/%
$H_1(s)$	525.0	500.0	516.80	3.36	509.64	1.93
$H_2(s)$	29.0	30.3	30.23	0.24	31.17	2.86
$H_3(s)$	34.0	35.8	35.93	0.36	34.73	2.98
$H_4(s)$	27.5	28.6	27.92	2.34	28.60	0.01
$H_5(s)$	24.5	26.0	26.18	0.66	25.37	2.41
$H_6(s)$	36.0	34.8	34.59	0.61	34.48	0.92
$H_7(s)$	28.0	26.4	26.77	1.39	26.52	0.44
$H_8(s)$	25.5	24.3	24.88	2.40	24.13	0.71
$H_9(s)$	4.8	5.0	4.83	3.92	5.11	1.69
$H_{10}(s)$	5.0	5.3	5.28	0.40	5.22	1.49

多重重要性采样算法下重新抽样获得的惯量参数样本的后验分布概率密度函数见图 7。

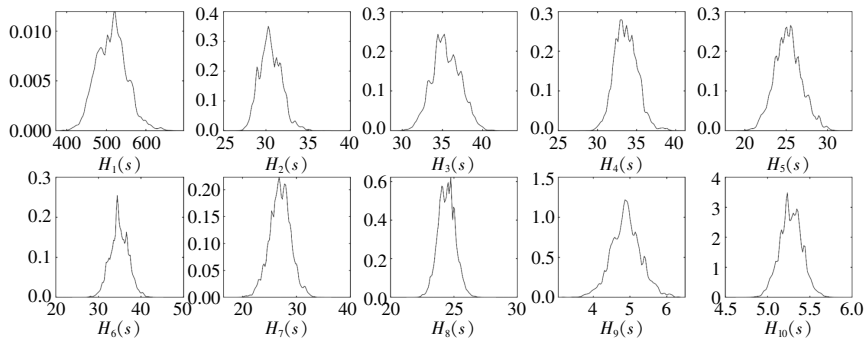


图 7 惯量参数 H' 的后验概率密度函数

Fig.7 Plots of posterior probability density function of inertia parameters H'

从估计误差来看,基于重要性采样算法和基于多重重要性采样算法都能够较好地估计出惯量结果。由表 1 可知,使用多重重要性采样算法估计的所有惯量结果的误差均小于 3%,而使用重要性采样算法的估计结果却存在超过 3%误差。因此,基于多重重要性采样算法的惯量估计方法的估计效果更佳。

为了进一步验证可再生能源接入的规模和数量对所提方法的影响,在上述实验基础上,将母线 36 和母线 37 处同步发电机也同样替换为基于构网型虚拟同步机的风机,基于多重重要性采样算法的惯量参数估计结果如表 2 所示。实验计算时间约为 10 min。多重重要性采样算法下重新抽样获得的惯量参数样本的后验分布概率密度函数如图 8 所示。

表 2 更多可再生能源接入下的多重重要性采样算法估计结果

Table 2 Estimation result of MIS algorithm under more renewable energy

惯量	先验值	真实值	多重重要性采样算法	
			最大后验点	误差/%
$H_1(s)$	525.0	500.0	511.18	2.23
$H_2(s)$	29.0	30.3	29.54	2.51
$H_3(s)$	34.0	35.8	34.84	2.67
$H_4(s)$	27.5	28.6	29.34	2.47
$H_5(s)$	24.5	26.0	25.70	1.16
$H_6(s)$	36.0	34.8	35.73	2.69
$H_7(s)$	8.0	7.5	7.94	0.81
$H_8(s)$	7.5	7.1	7.39	1.43
$H_9(s)$	4.8	5.0	4.88	2.79
$H_{10}(s)$	5.0	5.3	5.28	0.41

从实验结果来看,在母线 36~39 处的同步发

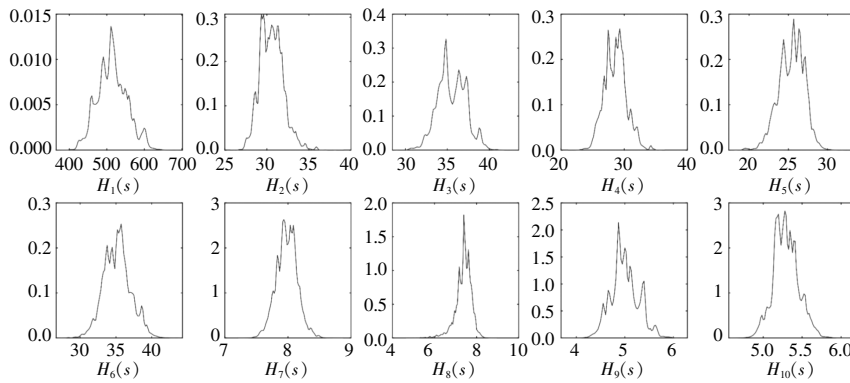


图 8 增加可再生能源数量后的惯量参数 H 的后验概率密度函数

Fig.8 Plots of posterior probability density function of inertia parameters H after increasing the amount of renewable energy sources

电机被替换为基于构网型虚拟同步机的风机后,本文所提的基于多重重要性采样算法都能够较好地估计出惯量结果,估计误差依旧小于 3%。因此,本文所提方法在面对不同可再生能源接入的规模和数量时,仍然是适用的。

4.3 参数相关性分析

采用本文所提方法对惯量参数的相关性进行分析。图 9 描述了 H 中每个参数之间的相关性。其中,对角线从上至下分别是惯量参数 H_1, \dots, H_{10} 的样本直方图,其余等高线图表示相应参数组样本之间的二维数据分布。不同的等值线代

表不同的概率密度,且等值线越靠近中心处表示概率密度越高。等高线的形状代表参数之间的相关性。

由图 9 可知,各惯量参数之间并没有很强的相关性。这表明在 IEEE-39 节点标准测试系统中,任意一个转动惯量或虚拟惯量参数变化均不会对另一个转动惯量或虚拟惯量参数产生相应的影响,这些惯量参数都是相对独立的。因此,在贝叶斯后验中能够判断出所有的转动惯量和虚拟惯量均可识别,所提方法具备良好的惯量估计性能。

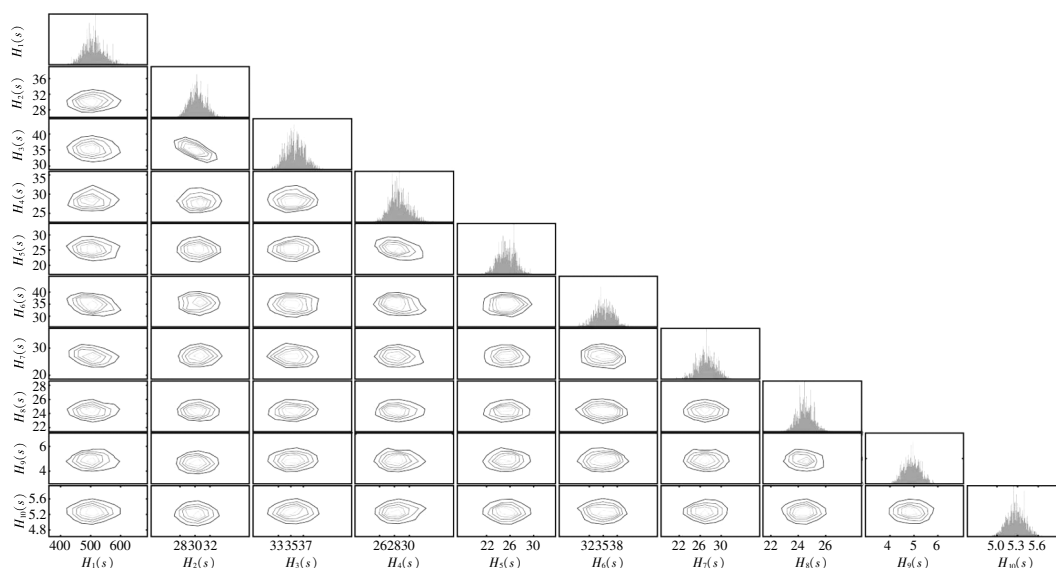


图9 多重重要性采样算法得到的惯量参数 H' 的等高线图

Fig.9 Contour plots of inertia parameters H' obtained by the multiple importance sampling algorithm

5 结论

本文提出了一种基于多重重要性采样算法的贝叶斯推理框架，用于估计新型电力系统的转动惯量和虚拟惯量参数。该方法能够抽样获得惯量参数的贝叶斯非高斯后验分布并计算最大后验点估计参数，凸显所估惯量之间的相关性。仿真结果表明，所提方法可以克服电力系统的非线性，在无需高斯假设的情况下准确地估计出电力系统中每个同步发电机的转动惯量和构网型新能源机组的虚拟惯量。

参考文献:

[1] 郭洪芹,肖友强,万航羽,等.新型电力系统的惯量分析方法[J].云南电力技术,2023,51(4):54-59.
 [2] 丁磊,郭一忱,鲍威宇,等.能量视角下的电力系统惯量[J].电力系统自动化,2024,48(8):3-13.
 [3] Liu M,Chen J,Milano F. On-line inertia estimation for synchronous and non-synchronous devices [J].IEEE Transactions on Power Systems,2020,36(3):2693-2701.
 [4] 李生虎,朱争高,齐楠,等.计及调速/励磁系统的同步发电机等效惯量辨识[J].电力系统及其自动化学报,2023,35(10):18-25.
 [5] 田蓓,顾雨嘉,王峰,等.可再生能源发电系统虚拟惯量动态控制仿真模型[J].可再生能源,2018,36(11):1692-1696.
 [6] Li Y,Gu Y,Green T C. Revisiting grid-forming and grid-following inverters:A duality theory [J].IEEE

Transactions on Power Systems,2022,37(6):4541-4554.
 [7] De Brabandere K,Bolsens B, Van den Keybus J, et al. A voltage and frequency droop control method for parallel inverters [J].IEEE Transactions on power electronics,2007,22(4):1107-1115.
 [8] 张攀,王维庆,王海云,等.双馈风机虚拟惯量控制策略研究[J].可再生能源,2018,36(11):1724-1730.
 [9] Huang Z,Du P,Kosterev D, et al. Generator dynamic model validation and parameter calibration using phasor measurements at the point of connection [J].IEEE Transactions on Power Systems,2013,28(2):1939-1949.
 [10] Ariff M A M,Pal B C,Singh A K. Estimating dynamic model parameters for adaptive protection and control in power system [J].IEEE Transactions on Power Systems,2014,30(2):829-839.
 [11] Tuo M,Li X. Machine learning assisted inertia estimation using ambient measurements [J].IEEE Transactions on Industry Applications,2023,59(4):4893-4903.
 [12] Linaro D,Bizzarri F,Del Giudice D, et al. Continuous estimation of power system inertia using convolutional neural networks [J].Nature Communications,2023,14(1):4440.
 [13] Xu Y,Huang C,Chen X, et al. Response-surface-based Bayesian inference for power system dynamic parameter estimation[J].IEEE Transactions on Smart Grid,2019,10(6):5899-5909.
 [14] Xu Y,Mili L,Chen X, et al. A Bayesian approach to

- real-time dynamic parameter estimation using phasor measurement unit measurement[J].IEEE Transactions on Power Systems,2019,35(2):1109–1119.
- [15] Sauer P W, Pai M A, Chow J H. Power System Dynamics and Stability;with Synchrophasor Measurement and Power System Toolbox [M].John Wiley & Sons: IEEE,2017.
- [16] Rocabert J,Luna A,Blaabjerg F,et al. Control of power converters in AC microgrids [J].IEEE Transactions on Power Electronics,2012,27(11):4734–4749.
- [17] Shen C,Shuai Z,Shen Y,et al. Transient stability and current injection design of paralleled current-controlled VSCs and virtual synchronous generators [J].IEEE Transactions on Smart Grid,2020,12(2):1118–1134.
- [18] Rouhani A,Abur A. Observability analysis for dynamic state estimation of synchronous machines [J].IEEE Transactions on Power Systems,2016,32(4):3168–3175.
- [19] Xu Y,Mili L,Korkali M,et al. An adaptive Bayesian parameter estimation of a synchronous generator under gross errors [J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2019,16(8):5088–5098.
- [20] Martino L,Elvira V,Luengo D,et al. Layered adaptive importance sampling[J].Statistics and Computing,2017,27:599–623.
- [21] Bugallo M F,Elvira V,Martino L,et al. Adaptive importance sampling:The past, the present, and the future [J].IEEE Signal Processing Magazine,2017,34(4):60–79.

Estimation method of rotational inertia of power system and virtual inertia of new energy based on Bayesian inference

Huang Haidong¹, Xu Yunqing¹, Zhang Qibing¹, Xu Xian¹, Liu Kai²

(1.State Grid Jiangsu Electric Power Company, Nanjing 210000, China; 2.Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In the context of new power systems, represented by renewable energy sources such as wind and solar, low system inertia and high uncertainty have led to prominent issues with grid frequency stability. While new energy sources with virtual inertia control have improved frequency stability to some extent in low-inertia grids, they have simultaneously increased the difficulty of inertia assessment in the grid. Addressing the challenge where traditional online inertia monitoring methods struggle to accurately estimate synchronous machine rotational inertia alongside virtual inertia from new energy sources, this paper proposes a comprehensive estimation method for rotational and virtual inertia in power systems based on multi-importance sampling and Bayesian inference without requiring any linear assumptions. This approach utilizes local measurements from PMUs (Phasor Measurement Units) within a Bayesian inference framework and employs multi-importance sampling algorithms to sample from the non-Gaussian posterior distribution of inertia parameters, ensuring the accuracy of inertia estimation. Simulation results demonstrate that this method exhibits high precision in online inertia estimation for both synchronous and asynchronous generators and can be widely applied in novel electric power systems dominated by new energy sources.

Keywords: renewable energy; inertia estimation; moment of inertia; virtual inertia; Bayesian inference; multiple importance sampling