

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2022.06.021

基于改进粒子滤波的综合能源系统预测辅助状态估计

杨德昌^{1,2}, 王雅宁¹, 李朝霞², 龚雪娇², 余建树¹, 李玲¹

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;

2. 西藏农牧学院电气工程学院, 西藏自治区 林芝 860000)

摘要: 高效准确的状态估计是综合能源系统安全稳定运行的基础。粒子滤波具有精度高、对非线性系统适应性强的优点, 已应用于电力系统的状态估计中。为提高综合能源系统的状态估计精度, 文中提出一种基于改进粒子滤波的综合能源系统预测辅助状态估计方法。首先, 构建包含电-热-气网络的区域综合能源系统模型; 然后, 将粒子滤波算法拓展到电-热-气网络, 在粒子滤波相关理论的基础上, 针对传统粒子滤波算法存在的跟踪误差问题对粒子滤波的预测步进行改进; 最后, 利用经典的综合能源系统算例对文中提出的改进粒子滤波算法进行验证。结果证明该方法能够有效解决传统粒子滤波算法的跟踪误差问题, 提高系统的估计精度。

关键词: 综合能源系统; 状态估计; 粒子滤波算法; 电-热-气网络; 跟踪误差; 预测辅助

中图分类号: TM732

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2022)06-0172-10

0 引言

目前, 传统化石燃料面临耗竭且其燃烧所带来的环境污染问题日益严峻, 传统的单一能源系统正在向多能源协调的综合能源系统转变。与传统的单一能源相比, 综合能源系统的网络结构庞大, 运行方式复杂^[1-4]。及时发现问题并有效预估未来的发展状态对综合能源系统具有重要意义, 因此需要对综合能源系统进行状态估计研究。

文献[5]分析了状态估计的原理和工程价值, 阐述了静态状态估计与动态状态估计、预测辅助状态估计 (forecasting-aided state estimation, FASE) 与跟踪状态估计的区别与联系, 提出了一个统一的电力系统状态估计框架。目前对于综合能源系统的状态估计研究处于起步阶段^[6-7], 且大多数是对静态状态估计的研究。静态状态估计仅能估计系统某一特定时间断面的状态, 不具有预测功能。文献[8-9]针对综合能源系统中天然气网初值较难选择的问题, 提出了一种以加权最小绝对值为基础的双线性抗差方法, 对电-气耦合系统进行静态状态估计求解; 文献[10]将这种双线性抗差方法应用到电-气-热耦合系统中, 通过标准残差搜索辨识法来检验该方法的抗差性能, 结果证明该方法能兼顾系统计算精度和抗差性。但异质能源网络的交互作用加剧了系统的不稳定性, 传统的静态状态估计难以捕捉系统的动态特性。因此, 需要对综合能源系统状态估计进行进一步研究。

FASE^[11-13]既能估计当前时间断面, 又能预测下一时间断面, 可以准确了解各能源网络的运行状态, 为后续优化调度奠定基础。FASE常用卡尔曼滤波算法和粒子滤波算法。普通卡尔曼滤波算法无法处理非线性系统, 扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波算法在处理非线性系统时的理论精度不如粒子滤波算法。目前粒子滤波算法在综合能源系统状态估计中的应用处于起步阶段。文献[14-15]提出一种自适应无迹卡尔曼滤波算法对配电网进行状态估计, 并拓展应用到综合能源系统状态估计中。文献[16-17]对粒子滤波算法、卡尔曼滤波算法及其延伸算法进行比较, 实验仿真证明与卡尔曼滤波相比, 粒子滤波精度更高, 能更好地处理非线性系统。文献[18-19]在粒子滤波的基础上进行改进, 并将其运用到配电网状态估计中, 仿真结果证明了粒子滤波在处理非线性非高斯系统问题上的优越性。但粒子滤波算法本身存在跟踪误差问题, 在强非线性系统中或者在系统负荷出现大扰动的情况下, 预测可能会出现较大误差, 该误差会累积到下次状态估计, 从而对后续的估计结果造成影响。

因此, 文中提出基于改进粒子滤波的综合能源系统 FASE。针对粒子滤波算法存在的跟踪误差问题, 对粒子滤波的预测步进行改进, 结合预测和更新两方面对各子网络的每个时间断面进行状态估计, 并通过算例证明了该方法在综合能源系统状态估计中的适用性和有效性。

1 综合能源系统模型

1.1 电网模型

电力系统中, 电网模型采用经典的交流模

收稿日期: 2022-06-19; 修回日期: 2022-09-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51977212)

型^[20],如式(1)、式(2)所示。

$$\begin{cases} \Delta P_u = P_u - U_u \sum_{v=u}^n U_v (G_{uv} \cos \theta_{uv} + B_{uv} \sin \theta_{uv}) \\ \Delta Q_u = Q_u - U_u \sum_{v=u}^n U_v (G_{uv} \sin \theta_{uv} - B_{uv} \cos \theta_{uv}) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} P_u = U_u U_v (G_{uv} \cos \theta_{uv} + B_{uv} \sin \theta_{uv}) + U_u^2 G_{uu} \\ Q_u = U_u U_v (G_{uv} \sin \theta_{uv} - B_{uv} \cos \theta_{uv}) - U_u^2 B_{uu} \end{cases} \quad (2)$$

式中: ΔP_u 、 ΔQ_u 分别为节点 u 的有功不平衡量和无功不平衡量; P_u 、 Q_u 分别为节点 u 的有功功率和无功功率; U_u 、 U_v 分别为节点 u 和节点 v 的电压幅值; G_{uv} 、 B_{uv} 分别为支路 uv 的电导、电纳; θ_{uv} 为支路 uv 的电压相角差; G_{uu} 、 B_{uu} 分别为节点 u 的自电导和自电纳。

1.2 热网模型

热力系统中,热水从热源出发,流经供热管道的各个热负荷节点,在热交换器作用下,热水通过热量交换变成冷水后由回热管道流回热源,冷水经再次加热后进入下一轮循环。根据上述特性,热网模型包括水力模型和热力模型两部分。热网中的供热温度和回热温度在满足热力模型的同时涉及到管道流量 m ,而管道流量 m 要满足水力模型,热网的热力部分和水力部分都为热网潮流提供了不可缺少的等式约束。更详细的介绍见文献[21]。

水力模型主要由流量连续方程以及压头损失方程两部分组成,如式(3)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{A}_s \mathbf{m} = \mathbf{m}_q \\ \mathbf{B}_h \mathbf{h}_f = \mathbf{0} \\ \mathbf{h}_f = \mathbf{K} \mathbf{m} \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{A}_s 为供热网络的节点-支路关联矩阵; \mathbf{m} 为各管道流量; \mathbf{m}_q 为各节点流出的流量; \mathbf{B}_h 为供热网络的回路-支路关联矩阵; \mathbf{h}_f 为压头损失向量; \mathbf{K} 为各管道阻力系数矩阵。

热力模型主要由节点热功率方程、热损方程以及热水汇合节点温度方程三部分组成,如式(4)所示。

$$\begin{cases} \varphi_j = C_p m_{j,q} (T_{j,s} - T_{j,o}) \\ T_{g,end} = (T_{g,start} - T_a) e^{-\frac{\lambda L_g}{C_p m_g}} + T_a \\ (\sum m_{g,out}) T_{g,out} = \sum m_{g,in} T_{g,in} \end{cases} \quad (4)$$

式中: φ_j 为节点 j 注入热功率; C_p 为水的比热容; $m_{j,q}$ 为节点 j 流出的流量; $T_{j,s}$ 、 $T_{j,o}$ 分别为水注入负荷节点 j 前的温度和流出负荷节点 j 后的温度; $T_{g,start}$ 、 $T_{g,end}$ 分别为管道 g 首端、末端温度; T_a 为环境温度; λ 为管道热传递系数; L_g 为管道 g 长度; m_g 为管道 g 流量; $m_{g,out}$ 、 $T_{g,out}$ 分别为水流出管道 g 时

的流量和温度; $m_{g,in}$ 、 $T_{g,in}$ 分别为水流入管道 g 时的流量和温度。

1.3 气网模型

文中气网部分采用含燃气轮机驱动的压缩机管道模型,如图1所示。其中,节点 b 为压缩机入口节点; c 为压缩机出口节点; f_{com} 为流过压缩机的流量; f_{cp} 为压缩机消耗的天然气的量; f_{ab} 为压缩机入口管道的流量; f_{cd} 为压缩机出口管道的流量。压缩机控制模式采用出口节点压强恒定模式^[22]。

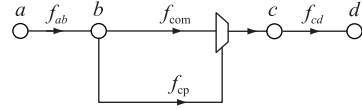


图1 含燃气轮机驱动的压缩机管道

Fig.1 Pipeline with compressor driven by gas turbine

则含压缩机管道的数学模型可表示为:

$$\begin{cases} f_{com} = f_{cd} = K_{cd} \sqrt{p_c^2 - p_d^2} \\ f_{cp} = \frac{R_k f_{com} T_{gas}}{q_{gas}} [R_k^{(e-1)/e} - 1] \\ f_{ab} = f_{com} + f_{cp} \\ f_{ab} = K_{ab} \sqrt{p_a^2 - p_b^2} \end{cases} \quad (5)$$

式中: K_{cd} 、 K_{ab} 分别为出口管道和入口管道的管道常数; p_a 、 p_b 、 p_c 、 p_d 分别为节点 a 、 b 、 c 、 d 的压强; T_{gas} 为天然气平均温度; e 为多变值; R_k 为天然气压缩比; q_{gas} 为天然气热值。

1.4 耦合元件模型

文中采用热电联产(combined heat and power, CHP)机组作为实现各异质能源子系统之间相互转化的主要耦合元件,其热电比恒定:

$$c_m = \Phi_p / P_p \quad (6)$$

式中: c_m 为热电比,为常数; Φ_p 为 CHP 机组热功率; P_p 为 CHP 机组电功率。

耗气量为:

$$F_{in} = P_p / \eta_e \quad (7)$$

式中: F_{in} 为耗气量; η_e 为 CHP 机组的效率系数,文中假设其为常数。

2 粒子滤波理论

2.1 粒子滤波基本原理

粒子滤波算法是一种将蒙特卡洛方法和贝叶斯估计相结合的滤波方法。该方法利用大量粒子近似表示概率密度,将积分问题转化为离散样本加权的集合,通过此方式逼近后验概率分布并求解,有效解决了贝叶斯滤波过程中无穷积分的复杂计算且大多数情况下没有解析解的问题。

$$f(x) \approx \frac{1}{n_e} \sum_{\beta=1}^{n_e} \delta(x - x_\beta) n_e \quad n_e \rightarrow \infty \quad (8)$$

式中: $f(x)$ 为概率密度; n_e 为实验次数, 当 $n_e \rightarrow \infty$ 时, 可以用一堆粒子近似概率密度; x_β 为粒子, 即 n_e 次实验的结果; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数。

粒子滤波算法可大致概括为 4 个步骤, 其采样原理如图 2 所示。

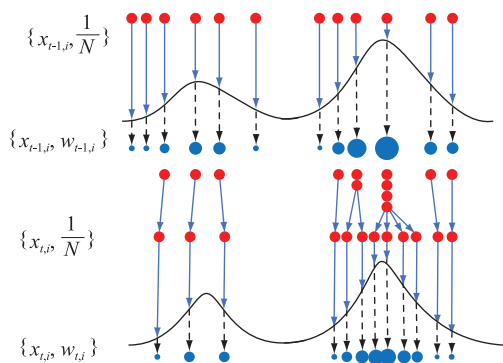


图 2 粒子滤波采样原理

Fig.2 Sampling principle of particle filter

(1) 从参考分布函数中随机抽取 N 个样本, 将权重 w_i 置为 $1/N$ 。

(2) 预测。预测步改变粒子的位置。根据 $t-1$ 时刻状态 $x_{t-1,i}$ 预测 t 时刻状态, 生成新的 t 时刻的粒子 $x_{t,i}$ 。

(3) 更新。 $t-1$ 时刻粒子权重为 $w_{t-1,i}$, 通过更新步改变粒子的权重, 利用量测值更新生成新的粒子的权重 $w_{t,i}$ 。

(4) 重采样。在进行权重更新的过程中, 只有少量粒子具有较高权重, 大量粒子权重低, 因此会产生粒子退化的问题, 失去更新的作用。为解决这一问题, 重采样按照概率复制与淘汰粒子, 权重高的粒子可能被多次复制, 并淘汰权重低的粒子, 保证整个粒子数目不变, 最后将权重归一化, 重新获得权重为 $1/N$ 的粒子集。

2.2 改进粒子滤波原理

粒子滤波算法的核心是预测和更新, 预测步和更新步如式(9)、式(10)所示。从式(9)可以看出, 当前时刻粒子的位置仅与上一时刻粒子有关。式(10)表示粒子滤波通过量测值和预测值确定粒子的权重。

$$x_{t,i} = f(x_{t-1,i}) + \gamma \quad (9)$$

$$w_{t,i} = f(y_t - h(x_{t,i})) w_{t-1,i} \quad (10)$$

式中: $f(\cdot)$ 为状态转移方程; $x_{t,i}$, $x_{t-1,i}$ 分别为当前时刻和上一时刻的第 i 个状态变量; γ 为服从均值为 0、标准差为 Q 的随机数; $w_{t,i}$, $w_{t-1,i}$ 分别为当前时刻和上一时刻粒子的权重; y_t 为第 i 个状态变量

的量测值; $h(\cdot)$ 为量测方程。

若某时刻负荷突变, 预测出现问题, 该粒子位置发生偏移, 下一时刻 ($t+1$ 时刻) 粒子将以该时刻 (t 时刻) 粒子位置为基础进行预测。新的预测值偏移量测值较多, $t+2$ 时刻粒子在此基础上进一步偏移, 偏移量逐渐累积, 从而产生累积的跟踪误差, 使粒子彻底偏离目标的真实状态进而导致状态估计失败。

综合能源系统具有强非线性系统的特点, 这一特点使粒子对上一时刻状态的跟踪更加困难, 预测过程中粒子更易发生偏移。为解决此问题, 改进粒子滤波算法将预测步分为两部分, 利用状态方程对大部分粒子进行预测, 对小部分粒子进行变异, 使其在预测过程中散落在量测值附近, 即变异的小部分粒子等于该时刻量测值加高斯噪声。此时变异粒子占有较大权重, 可引领其他大部分粒子向目标的真实状态附近聚集, 从而使跟踪误差迅速降低, 减少跟踪误差累积对状态估计精度产生的影响。图 3 为改进粒子滤波算法的流程, 其中 r 为粒子编号 ($r=1, 2, \dots, n_p$); δ_v 为变异系数; n_p 为粒子数目。

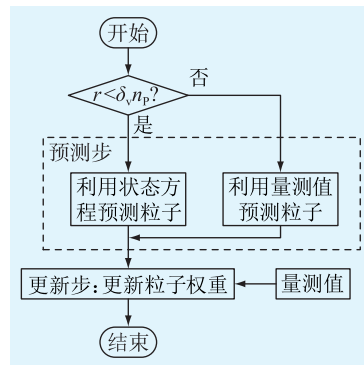


图 3 改进粒子滤波算法流程

Fig.3 Flow chart of improved particle filtering algorithm

3 基于改进粒子滤波的综合能源系统 FASE

3.1 综合能源系统 FASE 方程

在 FASE 中, 系统状态方程和量测方程的冗余度不仅可用于估计当前时间断面, 还可预测下一时间断面, 从而反映系统的运行状态。要进行综合能源系统的 FASE 状态估计, 首先要确定各子网络的量测量与状态变量, 然后建立 FASE 量测方程和状态方程。

各子网络的量测量与状态变量分别为:

$$\begin{cases} y_e = [u \ P_n \ Q_n \ P_l \ Q_l \ \theta] \\ y_h = [T_s \ T_r \ m_q \ m] \\ y_g = [p \ f_n \ f_l] \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \mathbf{x}_e = [\mathbf{u} \ \boldsymbol{\theta}] \\ \mathbf{x}_h = [\mathbf{T}_s \ \mathbf{T}_r] \\ \mathbf{x}_g = \mathbf{p} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{y}_e, \mathbf{y}_h, \mathbf{y}_g$ 分别为电网、热网、气网的量测量; $\mathbf{x}_e, \mathbf{x}_h, \mathbf{x}_g$ 分别为电网、热网、气网的状态变量; $\mathbf{u}, \boldsymbol{\theta}$ 分别为电网中各节点的电压幅值和相角; $\mathbf{P}_n, \mathbf{Q}_n$ 分别为电网中各节点的有功功率和无功功率; $\mathbf{P}_l, \mathbf{Q}_l$ 分别为电网中各支路的有功功率和无功功率; $\mathbf{T}_s, \mathbf{T}_r$ 分别为注入各负荷节点前的温度和流出各负荷节点后的温度; \mathbf{p} 为气网中各节点的压强; \mathbf{f}_n 为气网中各节点的流量; \mathbf{f}_l 为气网中各管道的流量。

其状态方程和量测方程可表示为:

$$\begin{cases} X_t = f(X_{t-1}, t-1) + Q_{t-1} \\ Y_t = h(X_t, t) + R_t \end{cases} \quad (13)$$

式中: $X_t \in \mathbf{R}^n$, $X_{t-1} \in \mathbf{R}^n$ 分别为 t 时刻和 $t-1$ 时刻的系统状态变量; $Y_t \in \mathbf{R}^m$ 为 t 时刻的量测值; $Q_{t-1} \in \mathbf{R}^n$ 为 $t-1$ 时刻的过程噪声; $R_t \in \mathbf{R}^m$ 为 t 时刻的观测噪声。

综合能源系统的量测方程可由式(14)表示,具体内容可参考第2章。

$$\begin{cases} \mathbf{z}_e = h_e(\mathbf{x}_e) + \boldsymbol{\varepsilon}_e \\ \mathbf{z}_h = h_h(\mathbf{x}_h) + \boldsymbol{\varepsilon}_h \\ \mathbf{z}_g = h_g(\mathbf{x}_g) + \boldsymbol{\varepsilon}_g \\ g(\mathbf{x}_e, \mathbf{x}_h, \mathbf{x}_g) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{z}_e, \mathbf{z}_h, \mathbf{z}_g$ 分别为电网、热网、气网通过量测方程计算得到的量测量; $h_e(\cdot), h_h(\cdot), h_g(\cdot)$ 分别为电网、热网、气网的量测函数; $\boldsymbol{\varepsilon}_e, \boldsymbol{\varepsilon}_h, \boldsymbol{\varepsilon}_g$ 分别为电网、热网、气网的量测向量误差; $g(\cdot)$ 为压缩机和耦合元件约束。

一般情况下,随着时间间隔增加,历史数据对于未来值的影响越来越小,Holt 二次指数平滑法具有简单的递推形式,可对每个时间断面的量测值按照时间顺序进行加权平均处理,求出预测值,该方法常用于短期负荷预测中。因此文中采用 Holt 二次指数平滑法^[23]建立综合能源系统的状态方程,根据当前时刻的量测值预测下一时刻的数据。

$$\begin{cases} \tilde{x}_{t|t-1} = a_{t-1} + b_{t-1} \\ a_{t-1} = \alpha \hat{x}_{t-1|t-1} + (1-\alpha)\tilde{x}_{t-1|t-2} \\ b_{t-1} = \beta(a_{t-1} - a_{t-2}) + (1-\beta)b_{t-2} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\tilde{x}_{t|t-1}$ 为 t 时刻的预测值; $\tilde{x}_{t-1|t-2}$ 为 $t-1$ 时刻的预测值; $\hat{x}_{t-1|t-1}$ 为 $t-1$ 时刻的估计值; a_{t-1}, b_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的平滑参数; a_{t-2}, b_{t-2} 为 $t-2$ 时刻的平滑参数; α, β 为取值在 $0 \sim 1$ 之间的平滑系数^[24-25],文中分别取 0.8 和 0.1。

3.2 基于改进粒子滤波的综合能源系统状态估计

粒子滤波的算法主要由预测步、更新步、归一化、重采样 4 个部分组成。图 4 为基于改进粒子滤波的综合能源系统状态估计流程。

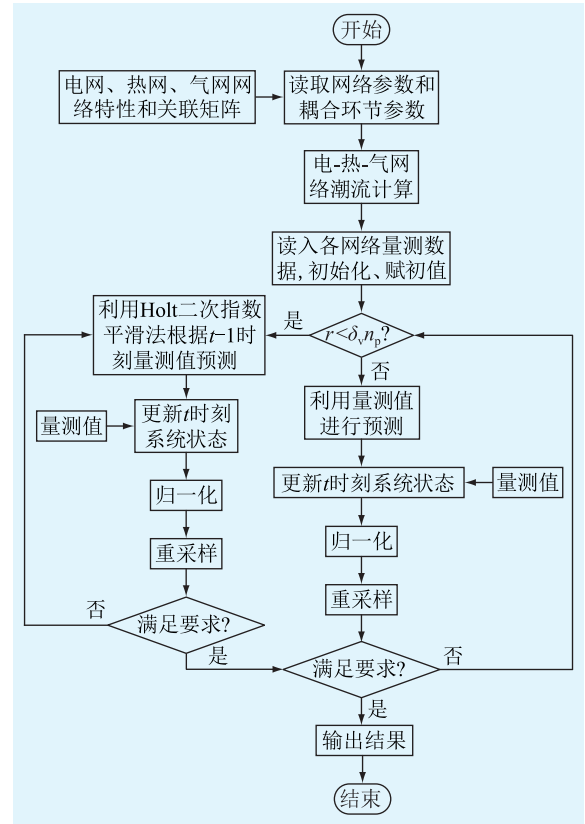


图 4 基于改进粒子滤波的综合能源系统状态估计流程

Fig.4 Flow chart of state estimation of integrated energy systems based on improved particle filter

4 算例分析验证

以图 5 所示电-热-气综合能源系统^[25]进行算例分析,测试算法有效性。该综合能源系统共有 33 个节点和 31 条支路,其中电力系统包括 13 个节点 (E_1, \dots, E_{13}),热力系统包括 13 个节点 (H_1, \dots, H_{13}),天然气系统包括 7 个节点 (G_1, \dots, G_7),耦合元件包括 2 个 CHP 机组 (P_1, P_2)。运行程序的计算机硬件配置为 AMD Ryzen 7 4800U (主频 1.80 GHz、内存 6.0 GB RAM),算法通过 Matlab 进行求解。

利用改进粒子滤波算法对综合能源系统进行 FASE 的过程中,将综合能源系统潮流计算的结果作为状态变量真值,在状态变量真值的基础上叠加高斯噪声模拟量测值,通过设定不同的负荷变化场景,对综合能源系统进行 FASE,并对状态估计结果进行分析。为直观表现出粒子滤波效果,文中引入量测统计误差 E_M 、估计统计误差 E_H 、量测统计误

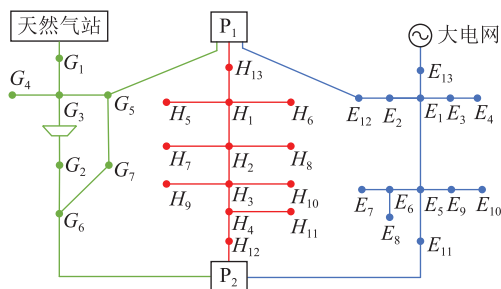


图5 综合能源系统拓扑结构

Fig.5 Topological structure of integrated energy system

差均值 S_M 及估计统计误差均值 S_H 量化滤波精度。具体表达分别如式(16)一式(19)所示。

$$E_M = \left[\frac{1}{M} \sum_{\tau=1}^M \left(\frac{z_{\tau} - h_{\tau}(x_{true})}{\sigma_{\tau}} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (16)$$

$$E_H = \left[\frac{1}{M} \sum_{\tau=1}^M \left(\frac{h_{\tau}(\hat{x}) - h_{\tau}(x_{true})}{\sigma_{\tau}} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

$$S_M = \frac{1}{T} \sum_{\tau} \left\{ \frac{1}{N_c} \sum_{N_c} \left[\frac{1}{M} \sum_{\tau=1}^M \left(\frac{z_{\tau} - h_{\tau}(x_{true})}{\sigma_{\tau}} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (18)$$

$$S_H = \frac{1}{T} \sum_{\tau} \left\{ \frac{1}{N_c} \sum_{N_c} \left[\frac{1}{M} \sum_{\tau=1}^M \left(\frac{h_{\tau}(\hat{x}) - h_{\tau}(x_{true})}{\sigma_{\tau}} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (19)$$

式中： T 为仿真次数； N_c 为一定时间段内的采样次数； M 为量测值个数； z_{τ} 为通过量测方程得到的量测量； x_{true} 为真值； $h_{\tau}(\cdot)$ 为量测函数； \hat{x} 为估计值； σ_{τ} 为噪声标准差。

4.1 负荷变化场景设定

场景1:综合能源系统中负荷线性增加和减少。对于前180min的36个时间断面,电力系统中负荷节点 E_1, E_2, E_5, E_8 均增加50%电功率;气网中负荷节点 G_5, G_6 均增加100%流量;热网中所有负荷节点均增加30%热功率。对于后180min的36个时间断面,电力系统中负荷节点 E_1, E_2, E_5, E_8 均减少50%电功率;气网中负荷节点 G_5, G_6 均减少100%流量;热网中全部负荷节点均减少30%热功率。

场景2:负荷随机波动。电力系统中负荷节点 E_1, E_2, E_5, E_8 电功率加入均值为0、方差为0.04的高斯噪声;气网负荷节点 G_5, G_6 流量和热网中全部负荷节点热功率加入均值为0、方差为0.01的高斯噪声。

4.2 粒子滤波参数的选择

在粒子滤波算法中,可以通过调整粒子数目来调节粒子滤波的精度。为研究采样粒子数目对改进粒子滤波算法精度的影响,以场景1的电网为例,

其他参数和设置保持不变,仅改变粒子数目,对综合能源系统进行仿真实验,结果如表1所示。

表1 不同粒子数目下 S_M, S_H 计算结果
Table 1 Calculation results of S_M, S_H under different particle numbers

粒子数目	S_M	S_H	S_H/S_M	单次耗时/s
300	1.000 2	0.516 2	0.516 1	0.897
500	1.002 2	0.416 4	0.415 5	1.381
800	0.997 2	0.334 2	0.335 1	2.102
1 000	0.998 9	0.287 2	0.287 5	2.588
1 200	0.999 6	0.241 6	0.241 7	3.071

由表1可知,随着粒子数目增多,粒子滤波的精度逐步提高,但单次耗时也越长。为合理平衡滤波精度与滤波时间,最终选择粒子数目为1 000进行实验。

通过进行多次蒙特卡洛实验来减小实验过程的随机性对于粒子滤波估计性能的影响。随着蒙特卡洛试验次数增多,粒子滤波精度会提高,但算法耗时也会大大增加,综合考虑最终选择蒙特卡洛实验次数为500。

综合能源实际系统的采样时间过短会造成计算机存储空间浪费以及算法运行时间过长,采样时间过长则不能反映系统状态变量的变化规律,所以最终选取采样时间为5 min。

4.3 负荷变化场景仿真分析

图6为场景1下电力网络中随机选取的节点电压幅值和相角的滤波效果图,文中以交互较多的节点 E_5 和边缘节点 E_4 为例。从图6可以看出,在负荷节点电功率线性增加和线性减少的情况下,同量测值相比,估计值能更好地拟合真值,说明改进粒子滤波可以较好地噪声进行滤波。

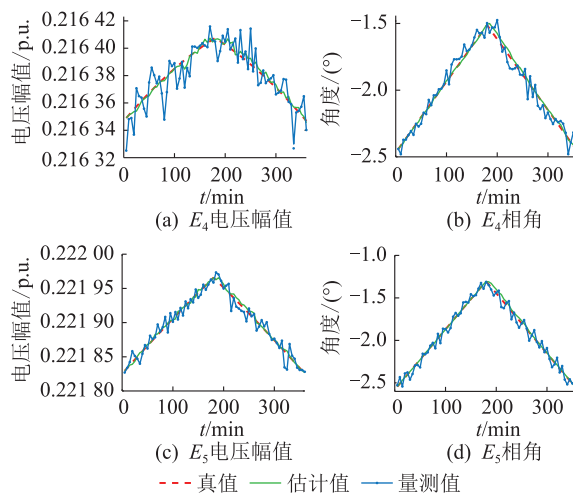


图6 场景1下电网状态估计结果

Fig.6 Power grid state estimation results in scenario 1

将滤波效果量化,图7为360 min内每一个时间断面上的量测统计误差、估计统计误差、量测统计误差均值和估计统计误差均值。从图7可以看出,转折点处出现较大的估计统计误差,这是因为负荷突然变化造成粒子位置发生偏移,预测出现失误,但是随着负荷变化趋于稳定,误差也逐渐降低。

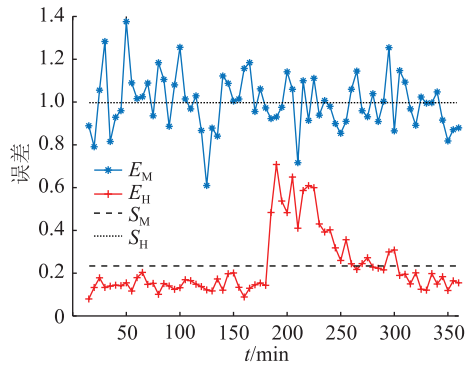


图7 量测统计误差和估计统计误差对比

Fig.7 Comparison of the measurement statistical error and the estimated statistical error

图8和图9分别为场景1下热网和气网的滤波效果图。对于热网,负荷节点 H_3 增加热功率时,温度上升, H_3 减少热功率时,温度下降。对于气网,负荷节点 G_4 持续增加流量时,压强持续降低, G_4 持续减少流量时,压强持续增加。通过图8和图9可以看出,估计值也可以较好地拟合真值,说明改进粒子滤波对热网和气网的测量噪声同样起到了较好的滤波作用。

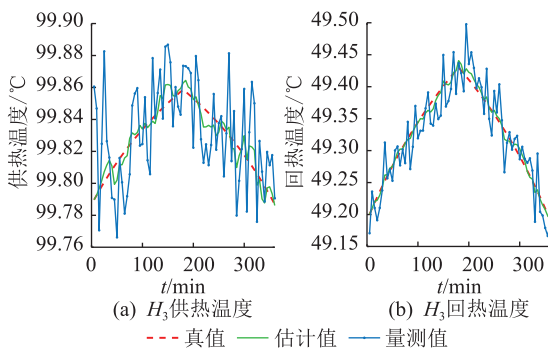


图8 场景1下热网状态估计结果

Fig.8 Heat network state estimation results in scenario 1

将滤波效果量化,进行500次蒙特卡洛实验后得到 S_M 和 S_H ,如表2所示。由表2可知,场景1下电网、热网和气网的 S_H 均低于 S_M ,说明文中针对综合能源系统的状态估计所提出的改进粒子滤波算法可对测量噪声达到较好的滤波效果。

场景2下电网、热网和气网的滤波效果如图10—图12所示。结合图6、图8、图9可以看出,场景1的滤波效果明显优于场景2。这是因为场景1

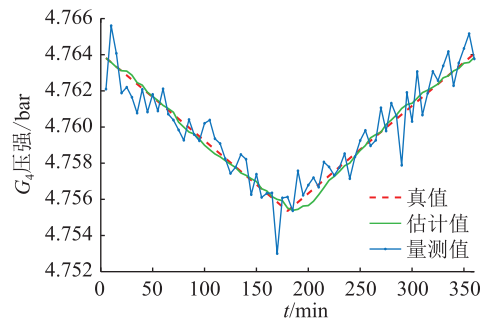


图9 场景1下气网状态估计结果

Fig.9 Gas network state estimation results in scenario 1

表2 场景1下电-热-气网 S_M, S_H 计算结果

Table 2 Calculation results of S_M, S_H of electricity-heat-gas network in scenario 1

网络名称	S_M	S_H	S_H/S_M
电网	0.998 9	0.287 2	0.287 5
热网	1.000 1	0.378 5	0.378 5
气网	1.003 3	0.264 6	0.263 7

中的负荷变化比较单一,负荷呈线性增加和减少,而场景2采用高斯噪声模拟综合能源系统负荷的随机变化,负荷随机变化给粒子滤波预测带来了极大的挑战。但场景2的估计值同量测值相比也能更好地拟合真值,说明文中所提基于改进粒子滤波的状态估计方法可以适用于负荷变化较为复杂的系统中,具有较好的精度和普适性,表3的统计误差计算结果也很好证明了这一点。

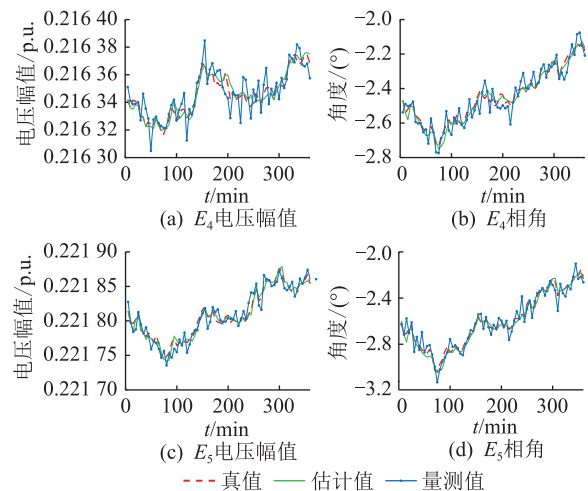


图10 场景2下电网状态估计结果

Fig.10 Power grid state estimation results in scenario 2

4.4 不同滤波算法对比仿真分析

以场景1的电网为例,对比分析改进粒子滤波算法、传统粒子滤波算法、无迹卡尔曼滤波算法的滤波效果,电网的滤波效果如图13所示。图14为3种滤波算法的估计统计误差。

从图13、图14中可以发现,改进粒子滤波相较于

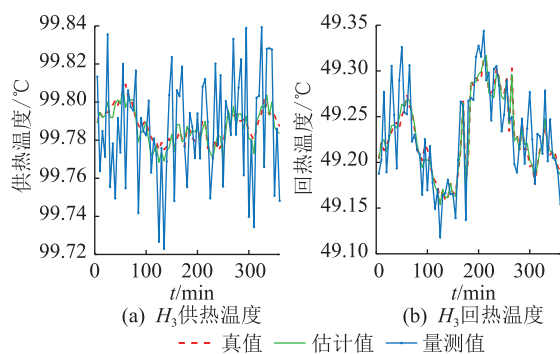


图 11 场景 2 下热网状态估计结果

Fig.11 Heat network state estimation results in scenario 2

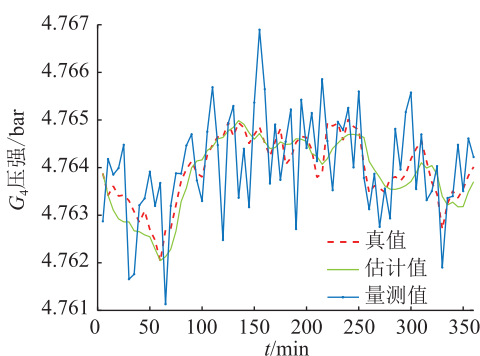


图 12 场景 2 下气网状态估计结果

Fig.12 Gas network state estimation results in scenario 2

表 3 场景 2 下电-热-气网络 S_M, S_H 计算结果

Table 3 Calculation results of S_M, S_H of electricity-heat-gas network in scenario 2

网络名称	S_M	S_H	S_H/S_M
电网	1.000 9	0.527 0	0.526 5
热网	0.999 9	0.486 3	0.486 3
气网	1.018 1	0.482 2	0.473 6

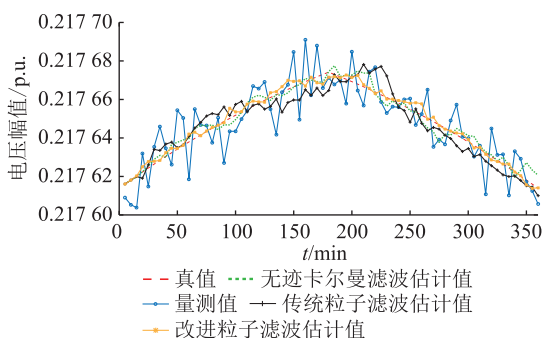


图 13 场景 1 电网状态估计结果对比

Fig.13 Comparison of power grid state estimation results in scenario 1

于传统粒子滤波与无迹卡尔曼滤波有更好的滤波效果,估计值可以更好地拟合真值,估计结果更稳定。表 4 为 3 种滤波算法误差量化结果,结果证明

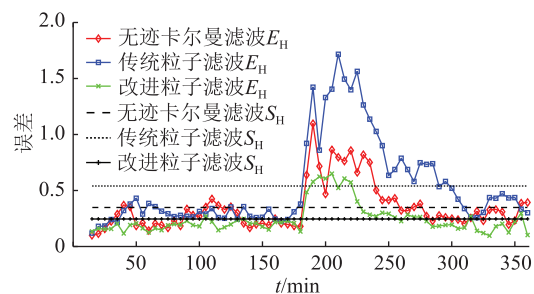


图 14 3 种滤波算法估计统计误差对比

Fig.14 Comparison of estimated statistical error of three filtering algorithms

改进粒子滤波算法的滤波精度更高。说明文中所提出的改进粒子滤波算法可以在保证较高精度的前提下实现对综合能源系统的状态估计。

表 4 3 种滤波算法下 S_M, S_H 计算结果

Table 4 Calculation results of S_M, S_H of three filtering algorithms

滤波算法	S_M	S_H	S_H/S_M
改进粒子滤波	0.998 9	0.287 2	0.287 5
传统粒子滤波	0.990 9	0.612 5	0.618 1
无迹卡尔曼滤波	0.991 3	0.425 7	0.429 4

4.5 预测结果仿真分析

FASE 利用粒子滤波对每个时间断面的量测值按照时间顺序进行加权平均处理,求出预测值。为了能更直观地表现预测效果,引入预测统计误差 E_p 和预测统计误差均值 S_p 量化预测精度,如式(20)、式(21)所示。其中, x_p 为预测值。

$$E_p = \left[\frac{1}{M} \sum_{\tau=1}^M \left(\frac{h_{\tau}(x_p) - h_{\tau}(x_{true})}{\sigma_{\tau}} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (20)$$

$$S_p = \frac{1}{T} \sum_{\tau} \left\{ \frac{1}{N_c} \sum_{N_c} \left[\frac{1}{M} \sum_{\tau=1}^M \left(\frac{h_{\tau}(x_p) - h_{\tau}(x_{true})}{\sigma_{\tau}} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (21)$$

以场景 1 为例,通过蒙特卡洛实验来评估预测效果,对比分析传统粒子滤波和改进粒子滤波的预测结果。表 5 为 2 种粒子滤波的预测结果对比,可以看出改进粒子滤波的预测统计误差比传统粒子滤波要小,证明了改进粒子滤波可以提高预测精度。

表 5 传统与改进粒子滤波预测结果对比

Table 5 Comparison of traditional and improved particle filter prediction results

网络名称	传统粒子滤波 S_p	改进粒子滤波 S_p
电网	0.697 2	0.479 2
热网	0.637 5	0.393 4
气网	0.572 1	0.363 5

图 15 为场景 1 电网的滤波效果,图 16 为量测

统计误差、预测统计误差及估计统计误差的对比。从图中可以看出,预测值和估计值的统计误差均小于量测值的统计误差,且估计统计误差小于预测统计误差。证明 FASE 具有较好的预测效果,改进粒子滤波状态估计算法运用预测结果更新粒子位置进而达到较好的状态估计效果。

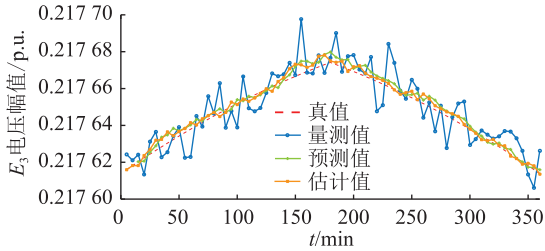


图 15 场景 1 电网滤波效果
Fig.15 Grid filtering effect in scenario 1

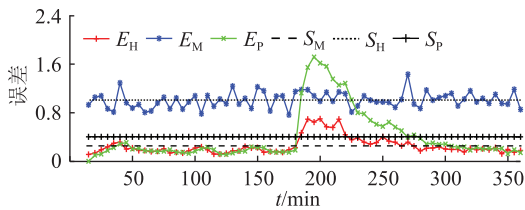


图 16 3 种统计误差对比

Fig.16 Comparison of three kinds of statistical errors

4.6 有色噪声仿真分析

工程实际中测量的数据所包含的噪声往往是有色噪声,即非高斯噪声,利用式(22)高斯噪声可生成有色噪声。

$$Y_0(t) = X_0(t) + 0.5X_0(t-1) \quad (22)$$

式中: $X_0(t)$, $X_0(t-1)$ 分别为 t 时刻、 $t-1$ 时刻高斯噪声幅度; $Y_0(t)$ 为 t 时刻有色噪声幅度。

以场景 1 中电网节点 E_4 电压幅值为例,通过蒙特卡洛实验来评估有色噪声下传统粒子滤波以及改进粒子滤波效果,结果如图 17 所示。

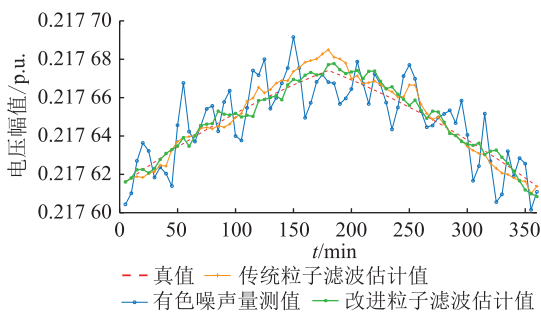


图 17 场景 1 下 E_4 电压幅值有色噪声状态估计结果
Fig.17 Estimation results of colored noise state of voltage amplitude of E_4 in scenario 1

图 18 为有色噪声下统计误差对比,表 6 为有色噪声下传统粒子滤波及改进粒子滤波效果量化指

标对比。可以发现,传统粒子滤波及改进粒子滤波均可实现滤除有色噪声,且改进粒子滤波的效果更好。但与表 2 中量测值含高斯噪声时的滤波效果对比,发现有色噪声下传统粒子滤波及改进粒子滤波效果均不如高斯噪声下的滤波效果。

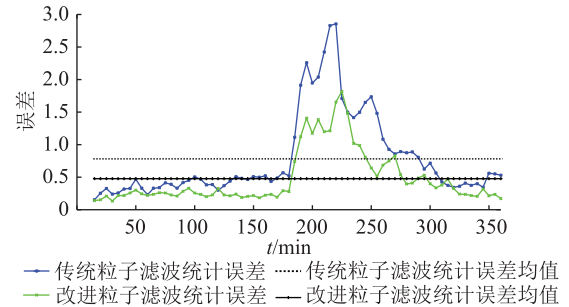


图 18 有色噪声下统计误差对比

Fig.18 Comparison of statistical error in colored noise

表 6 有色噪声下传统与改进粒子滤波计算结果对比
Table 6 Comparison of traditional and improved particle filter calculation results in colored noise

滤波算法	S_M	S_H	S_H/S_M
改进粒子滤波	0.985 4	0.490 2	0.497 5
传统粒子滤波	0.990 1	0.807 1	0.815 2

5 结论

(1) 文中将粒子滤波算法应用到综合能源系统中,提出的 FASE 既可以估计当前时间断面,还可以预测下一时刻的估计值,为系统的安全分析和预防控制功能提供了有用的信息。

(2) 针对传统粒子滤波在预测过程中的跟踪误差问题,对粒子滤波的预测步进行改进。改进粒子滤波算法通过引入变异系数 δ , 能减少跟踪误差的累积,有效滤除各子网的量测噪声;还能通过调节变异系数来改变滤波精度,具有较好的灵活性。与传统粒子滤波算法相比,改进粒子滤波算法精度更高。

(3) 对于负荷变化较为复杂的系统,文中所提基于改进粒子滤波的综合能源系统状态估计方法可以在保证精度的前提下实现滤波,完成复杂系统的状态估计,具有较好的普适性。

(4) 综合能源系统的状态估计中,一般假设噪声为高斯噪声。但是在实际的系统中,各种异质能源加剧了系统的复杂性,对综合能源系统的干扰增大,因此实际系统中的噪声可能是有色噪声。粒子滤波除了在滤波精度上具有优越性,也可以处理非高斯系统,未来会继续对该算法进行改进与拓展,完善其在综合能源系统状态估计中的应用。

参考文献:

- [1] 胡泉,尚策,程浩忠,等. 综合能源系统能流计算方法述评与展望[J]. 电力系统自动化,2020,44(18):179-191.
HU Xiao, SHANG Ce, CHENG Haozhong, et al. Review and prospect of calculation method for energy flow in integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(18):179-191.
- [2] 崔明勇,宣名阳,卢志刚,等. 基于合作博弈的多综合能源服务商运行优化策略[J]. 中国电机工程学报,2022,42(10):3548-3564.
CUI Mingyong, XUAN Mingyang, LU Zhigang, et al. Operation optimization strategy of multi integrated energy service companies based on cooperative game theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(10):3548-3564.
- [3] 赵永凯,王靖韬,赵维,等. 计及多目标的园区级综合能源系统协同优化模型研究[J]. 电力信息与通信技术,2021,19(11):123-130.
ZHAO Yongkai, WANG Jingtao, ZHAO Wei, et al. Multi-objective optimization of park-level integrated energy system: model and analysis[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2021, 19(11):123-130.
- [4] 郁丹,郭雨涵,吴君,等. 考虑不确定性的区域综合能源系统灵活性提升规划及评估[J]. 供用电,2022,39(4):84-92.
YU Dan, GUO Yuhan, WU Jun, et al. Flexibility improvement planning and evaluation of regional integrated energy system considering uncertainty[J]. Distribution & Utilization, 2022, 39(4):84-92.
- [5] ZHAO J B, GÓMEZ-EXPÓSITO A, NETTO M, et al. Power system dynamic state estimation: motivations, definitions, methodologies, and future work[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(4):3188-3198.
- [6] MELIPOULOS A P S, COKKINIDES G J, MYRDA P, et al. Dynamic state estimation-based protection: status and promise[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(1):320-330.
- [7] 郑文迪,聂建雄,邵振国,等. 智能配电网状态估计研究现状和展望[J]. 电力系统及其自动化学报,2021,33(4):8-16.
ZHENG Wendi, NIE Jianxiong, SHAO Zhenguo, et al. Status quo and prospect of researches on state estimation for smart distribution network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(4):8-16.
- [8] 陈艳波,马进. 一种双线性抗差状态估计方法[J]. 电力系统自动化,2015,39(6):41-47.
CHEN Yanbo, MA Jin. A bilinear robust state estimation method for power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(6):41-47.
- [9] 郑顺林,刘进,陈艳波,等. 基于加权最小绝对值的电-气综合能源系统双线性抗差状态估计[J]. 电网技术,2019,43(10):3733-3744.
ZHENG Shunlin, LIU Jin, CHEN Yanbo, et al. Bilinear robust state estimation based on weighted least absolute value for integrated electricity-gas system[J]. Power System Technology, 2019, 43(10):3733-3744.
- [10] CHEN Q Y, YANG D C, WANG Y N, et al. Robust state estimation of electricity-gas-heat integrated energy system based on the bilinear transformations[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2021, 15(1):149-163.
- [11] MA W T, QIU J Z, LIU X H, et al. Unscented Kalman filter with generalized correntropy loss for robust power system forecasting-aided state estimation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(11):6091-6100.
- [12] DO COUTTO FILHO M B, STACCHINI DE SOUZA J C, FREUND R S. Forecasting-aided state estimation-part II: implementation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(4):1678-1685.
- [13] 李延真,郭英雷,彭博,等. 基于多时间尺度状态估计的配电网实时态势预测[J]. 电力工程技术,2020,39(2):127-134.
LI Yanzhen, GUO Yinglei, PENG Bo, et al. Real-time situation prediction of distribution network based on multi-time scale state estimation[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(2):127-134.
- [14] 郝永晶,樊晓军,李军,等. 改进 RAUKF 算法的配电网动态状态估计研究分析[J]. 电子元器件与信息技术,2020,4(4):170-171.
HAO Yongjing, FAN Xiaojun, LI Jun, et al. Research and analysis of dynamic state estimation of distribution network based on improved RAUKF algorithm[J]. Electronic Component and Information Technology, 2020, 4(4):170-171.
- [15] 刘鑫蕊,李垚,孙秋野,等. 基于多时间尺度的电-气-热耦合网络动态状态估计[J]. 电网技术,2021,45(2):479-490.
LIU Xinrui, LI Yao, SUN Qiuye, et al. Interaction and joint state estimation of electric-gas-thermal coupling network[J]. Power System Technology, 2021, 45(2):479-490.
- [16] 谢美美. 面向目标跟踪的非线性滤波算法性能分析研究[D]. 西安:长安大学,2019.
XIE Meimei. Study on performance analysis of nonlinear filtering algorithms for target tracking[D]. Xi'an:Chang'an University, 2019.
- [17] 孟庆旭. 粒子滤波算法研究及其在非线形估计中的应用[D]. 武汉:华中科技大学,2019.
MENG Qingxu. Research on particle filtering algorithm and its application in nonlinear estimation[D]. Wuhan:Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [18] 石倩,刘敏. 基于容积粒子滤波的配电网动态状态估计[J/OL]. 电测与仪表:1-6[2022-09-20]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20210113.1907.006.html>.
SHI Qian, LIU Min. Dynamic state estimation of distribution network based on CPF[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation; 1-6[2022-09-20]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20210113.1907.006.html>.
- [19] 罗永平. 基于无迹粒子滤波的配电网状态估计研究[D]. 贵阳:贵州大学,2020.
LUO Yongping. Research on distribution network state estimation

- tion based on unscented particle filter [D]. Guiyang: Guizhou University, 2020.
- [20] 慈文斌, 顾海飞, 朱劲松. 多时间尺度电热综合能源系统状态估计研究[J]. 热力发电, 2021, 50(9): 94-100.
CI Wenbin, GU Haifei, ZHU Jinsong. Multi-timescale state estimation for integrated electricity and heat system [J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(9): 94-100.
- [21] 钟俊杰, 李勇, 曾子龙, 等. 综合能源系统多能流准稳态分析与计算[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(8): 22-30.
ZHONG Junjie, LI Yong, ZENG Zilong, et al. Quasi-steady-state analysis and calculation of multi-energy flow for integrated energy system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(8): 22-30.
- [22] 王英瑞, 曾博, 郭经, 等. 电-热-气综合能源系统多能流计算方法[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 2942-2951.
WANG Yingrui, ZENG Bo, GUO Jing, et al. Multi-energy flow calculation method for integrated energy system containing electricity, heat and gas [J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 2942-2951.
- [23] 赵洪山, 田甜. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的电力系统动态状态估计[J]. 电网技术, 2014, 38(1): 188-192.
ZHAO Hongshan, TIAN Tian. Dynamic state estimation for power system based on an adaptive unscented Kalman filter [J]. Power System Technology, 2014, 38(1): 188-192.
- [24] 王少帅. 时间序列数据采集及其应用[D]. 太原: 中北大学, 2018.
WANG Shaoshuai. Time series data acquisition and application [D]. Taiyuan: North University of China, 2018.
- [25] 张忠平. 指数平滑法[M]. 北京: 中国统计出版社, 1996.
ZHANG Zhongping. Exponential smoothing [M]. Beijing: China Statistics Press, 1996.

作者简介:



杨德昌

杨德昌(1983),男,博士,副教授,研究方向为主动配电网优化调度和区域综合能源系统运行控制(E-mail: yangdechang@cau.edu.cn);

王雅宁(1997),女,硕士,研究方向为综合能源系统状态估计;

李朝霞(1969),女,博士,教授,研究方向为电力系统优化规划。

Forecasting-aided state estimation of integrated energy systems based on improved particle filter

YANG Dechang^{1,2}, WANG Yaning¹, LI Zhaoxia², GONG Xuejiao², YU Jianshu¹, LI Ling¹

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. College of Electrical Engineering, Tibet Agricultural and Animal Husbandry University, Linzhi 860000, China)

Abstract: Efficient and accurate state estimation is the basis for the safety and stability of the integrated energy system (IES). Particle filter has high precision and strong adaptability to nonlinear systems, and it has been applied to state estimation of power systems. To improve the precision of state estimation in IES, a forecasting-aided state estimation method based on improved particle filter is proposed. Firstly, a regional IES model including an electricity-heat-gas network is constructed. Secondly, the particle filter algorithm is applied to the electricity-heat-gas network. The prediction step of the particle filter is improved because of the tracking error problem of traditional particle filtering algorithm, which is based on particle filter theory. Finally, the improved particle filter algorithm is verified by using the classical IES example. The results show that this method can effectively solve the tracking error problem of the traditional particle filter algorithm, which can improve the precision of state estimation in IES.

Keywords: integrated energy system; state estimation; particle filter algorithm; electricity-heat-gas network; tracking error; forecasting-aided

(编辑 陆海霞)