

# 动态数据校正提升孤岛微电网频率控制性能

黎东阳, 张正江, 洪智慧, 胡文, 章纯, 张振慧

(温州大学 电气数字化设计技术国家地方联合工程实验室, 浙江 温州 325035)

**摘要:** 在复杂的工业生产过程中, 控制系统不可能工作在理想的状态, 其总会受到外界各种各样的影响, 比如, 在对反馈信号进行测量时, 控制系统不可避免地会受到高斯测量噪声以及非高斯测量噪声的影响; 为了降低测量噪声的影响, 通常会将各种各样的滤波技术应用到控制系统中来, 以此提升控制系统的性能; 以孤岛微电网的频率控制系统为研究对象, 考虑了当反馈回路有高斯分布测量噪声和非高斯分布测量噪声的两种情况, 针对这两种测量噪声信号在模型中引入了动态数据校正滤波技术, 分别对比了有无使用动态数据校正滤波技术时电网的频率偏差的方差大小, 以此验证了动态数据校正滤波技术在微电网反馈控制回路中可有效抑制测量噪声的影响从而提升微电网频率控制性能。

**关键词:** 动态数据校正; 孤岛微电网; 高斯噪声; 非高斯噪声; 频率控制

## Dynamic Data Reconciliation Improves the Performance of Islanded Microgrid Frequency Control

LI Dongyang, ZHANG Zhengjiang, HONG Zhihui, HU Wen, ZHANG Chun, ZHANG Zhenhui

(National and Local Joint Engineering Laboratory of Electrical Digital Design Technology,  
Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

**Abstract:** In the complex industrial process, the control system cannot work in an ideal state and It will always be affected by all kinds of external influences. For example, when the feedback signal is measured, the control system will inevitably be affected by the Gaussian distributed and non-Gaussian distributed measurement noise. To reduce the influence of measurement noise, various filtering techniques are usually used to the control system to improve the performance of control system. Frequency control system of microgrid is taken as the research object, considering that the feedback loop has the Gaussian distributed and non-Gaussian distributed measurement noise, for two kinds of measurement noise signals, the dynamic data reconciliation based the filtering technology is introduced in the model. The power grid frequency deviation is used for the comparison with and without the use of the dynamic data reconciliation based the filter technology. The results show that the dynamic data reconciliation based the filter technology can effectively suppress the influence of measurement noise in the feedback control loop of the microgrid, which improves the frequency control performance of the microgrid.

**Keywords:** dynamic data reconciliation; microgrid; gaussian noise; non-Gaussian noise; frequency control

### 0 引言

在实际的控制过程中, 需要使用传感器来进行采集信号和传递信号, 然而由于传感器自身内部结构、外界环境等原因难以避免的会受到测量噪声的影响, 测量噪声有高斯分布形式和非高斯分布形式两种分布类型, 这些测量噪声会影响反馈信号的准确性, 进而影响到控制器的控制性能, 这对于各种控制过程来说显然是不能允许的, 为了减小测量噪声的影响, 已经有众多的方法被提出和使用。其中各种滤波器已被大量使用在测量信号到达控制器之前, 如指数滤波器、移动平均滤波器、指数加权移动平均滤波器等, 这些滤波器的当前输出信号是由当前输入信号与之前的输出信号共同决定, 尽管这些滤波器具有很好的滤波

效果, 可以有效地抑制测量噪声的影响, 但它们可能会对具有显著动态的过程引入不可接受的时间延迟, 故它们大部分适用于稳态过程或者是一些动态较慢的过程<sup>[1]</sup>, 而不适合具有显著动态的过程。

针对上述问题, 动态数据校正 (DDR, dynamic data reconciliation) 可以进行有效解决, 动态数据校正技术使用的是实际测量值和模型预测的信息, 即使用模型预测信息作为附加信息, 通过调和模型的预测值和实际测量值得到对系统反馈信号真实值的估计值, 从而很好地减小了测量噪声的影响<sup>[2]</sup>。因此, 动态数据校正技术能够提高系统反馈信号的准确性, 从而进一步的提高控制器的控制性能。动态数据校正技术是以最大似然估计和贝叶斯公式为理论

收稿日期: 2022-03-21; 修回日期: 2022-04-15。

基金项目: 浙江省自然科学基金项目 (LY18F030014); 浙江省科技计划项目 (LGG18F010016)。

作者简介: 黎东阳 (1998-), 男, 安徽宣城人, 硕士研究生, 主要从事微电网控制方向的研究。

张正江 (1982-), 男, 江西乐平人, 博士研究生, 副教授, 主要从事光伏发电系统建模与微电网控制方向的研究。

引用格式: 黎东阳, 张正江, 洪智慧, 等. 动态数据校正提升孤岛微电网频率控制性能[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(10): 95-102.

依据, 相比于指数滤波器和移动平均滤波器、指数加权移动平均滤波器等可以更好的适用于那些具有显著的动态过程中。

近些年来, 随着人们对生态环境的保护意识越来越强, 同时伴随着传统煤炭、化石、石油等一次能源因为其不可再生性从而面临着枯竭的问题, 并且由于这些能源可能会对环境和人体造成各种伤害, 比如: 化石燃料的燃烧会释放二氧化碳气体, 从而造成全球变暖, 同时还会产生有毒的二氧化硫气体, 这是形成酸雨的罪魁祸首, 亦会产生烟尘等从而导致雾霾, 同时会对人的呼吸系统造成伤害... 从中可以看出一次能源有众多的弊端, 为此需要放眼未来, 研发洁净和可持续发展的新型能源用来取代化石等传统一次能源。在这种情境下, 可再生能源 (RES, renewable energy sources) 开始走进人们的视野, 并越来越受到人们的重视<sup>[3]</sup>, 从而得到广泛的使用。可再生能源的优势是它能够可持续发展, 同时分布范围很广, 容易获得并且消耗后可以得到及时的恢复和补充, 不产生或者极少产生污染物, 因此属于清洁能源, 目前常用的清洁能源包括: 风能、太阳能、核能、地热能、氢能、核能、潮汐能等。伴随着可再生能源的广泛使用, 以及相关发电、储能、逆变等技术的发展, 微电网这个概念也被更多人所熟知<sup>[4]</sup>, 微电网根据公共连接点 (PCC, point of common coupling) 的状态有两种工作模式: 并网模式和孤岛模式。在并网模式下微电网的频率是由主电网所决定; 而在孤岛模式下对于微电网的频率控制是具有一定难度的, 由于微电网内发电机组的容量较小, 它们的惯性也就较小, 这时对于孤岛微电网来说如果其输入的能量是具有一定的波动性, 比如输入的能量为太阳能, 风能等, 或在发电机组发生故障时, 那么此时孤岛微电网内所有发电设备所发出的电能之和和负荷端所需要的电能之间将出现能量的不平衡, 这将会导致孤岛微电网的频率以及一些其他参数的严重波动。当发电设备所发出的电能多于系统负荷所需要的电能时, 孤岛微电网系统的频率将会升高; 当发电设备所发出的电能小于系统负荷所需要的电能时, 孤岛微电网系统的频率将会降低。因此为了使系统处于稳定并保持良好的性能, 通常会在系统中加入储能设备, 如飞轮储能系统、电池储能系统<sup>[5-7]</sup>。这些储能系统会根据电网频率波动的情况实时的进行能量的存储和释放, 当发电量大于需求时这些储能装置储存多余的电能, 当需求大于发电量时这些储能装置向电网释放电能, 从而起到了削峰平谷的作用。然而这些储能设备它们在采集电网频率时需要使用传感器, 而使用传感器时就不可避免的会受到测量噪声的影响<sup>[8]</sup>, 而测量噪声的引入将会影响反馈信号的准确性进而影响到孤岛微电网的频率控制性能。故以此为出发点, 将 DDR 滤波技术应用到孤岛微电网频率控制中, 同时对以下两种情况下孤岛微电网频率控制的偏差进行了对比: 1) 当测量噪声为高斯噪声, 有无 DDR 滤波技术时, 孤岛微电网频率偏差的方差大小; 2) 当测量噪声为非高斯噪声, 有无 DDR 滤波技术时, 孤

岛微电网频率偏差的方差大小。通过有无 DDR 情况下系统所对应的方差值的大小以及相应输出波形图的对比, 验证了动态数据校正滤波技术在孤岛微电网的储能系统反馈控制回路中可有效抑制测量噪声的影响进而显著提升了孤岛微电网频率控制性能, 从而为用户带来了更高的用电质量。

### 1 基于小信号分析的孤岛微电网系统模型

国内外有很多关于混合分布式发电系统和微电网小信号分析的研究和报告<sup>[9-11]</sup>, 图 1 给出了此次研究中的孤岛微电网示意图, 该图中包含各种各样的发电装置, 如: 太阳能光伏系统 (PV, photovoltaic), 风力涡轮发电机 (WTG, wind turbine generator), 柴油发电机组 (DEG, diesel energy generator) 和燃料电池 (FC, fuel cells), 同时含有多个不同种类的储能系统, 如: 飞轮储能系统 (FESS, fly-wheel energy storage system) 和电池储能系统 (BESS, battery energy storage system), 它们用在孤岛微电网中是为了存储电网中发电装置所产生的多余电能<sup>[12-13]</sup>, 从而保证孤岛微电网中功率的平衡, 起到削峰平谷的作用, 进而起到稳定孤岛微电网频率的作用。

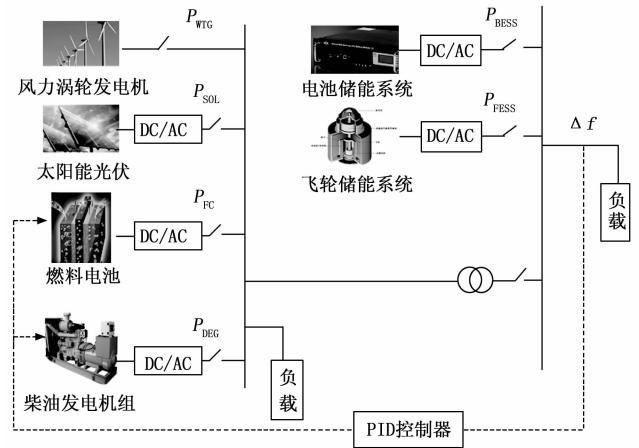


图 1 连接有分布式能源的孤岛微电网示意图

图 2 给出了含有每个部分传递函数的孤岛微电网框图<sup>[14]</sup>, 其中  $P_{sol}$  和  $P_w$  分别是光伏太阳能系统和风力涡轮发电机的输入功率, 它们均是一个随机波动的量。  $P_{pv}$ 、 $P_{wt}$ 、 $P_{deg}$ 、 $P_{fc}$ 、 $P_{bess}$  和  $P_{fess}$  分别为太阳能光伏系统、风力涡轮发电机、柴油发电机组、燃料电池、电池储能系统、飞轮储能系统的输出功率,  $P_l$  是需求侧可变负载所吸收的功率。另外,  $P_i$  是光伏太阳能系统和风力涡轮发电机组所产生的功率之和, 即:  $P_i = P_{pv} + P_{wt}$ ,  $P_s$  是所有储能系统吸收的功率和所有发电装置产生的功率的总和, 即  $P_s = P_l + P_{fc} + P_{deg} - P_{bess} - P_{fess}$ ,  $P_e$  是所产生功率和需求侧所吸收的功率之差:  $P_e = P_i - P_s$ , 其中  $\Delta f$  表示孤岛微电网的频率偏差。

在小信号分析中, PV、WTG、FC、DEG、FESS、BESS 可用以下的传递函数进行建模:

$$G_{pv}(s) = \frac{\Delta P_{pv}}{\Delta P_{sol}} = \frac{K_{pv}}{(1 + sT_{in})(1 + sT_{1/c})} \quad (1)$$

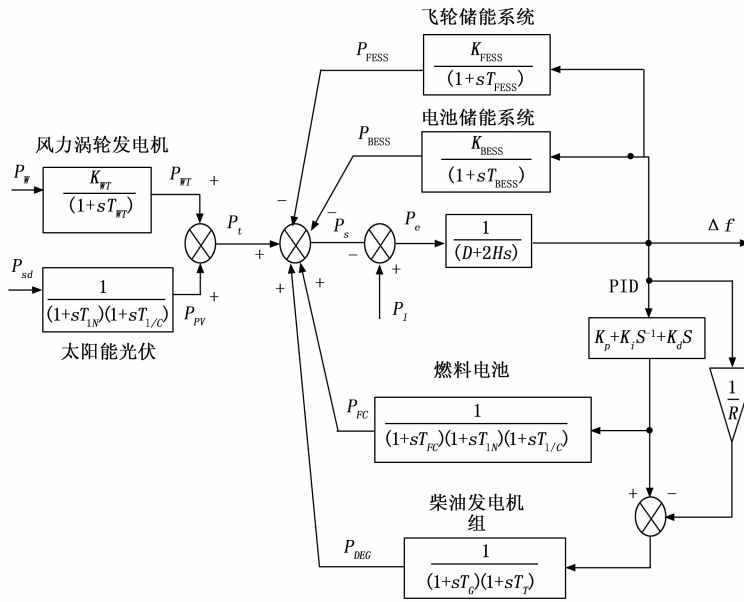


图 2 孤岛微电网方框图

$$G_{WT}(s) = \frac{\Delta P_{WT}}{\Delta P_w} = \frac{K_{WT}}{1 + sT_{WT}} \quad (2)$$

$$G_{FC}(s) = \frac{\Delta P_{FC}}{\Delta u} = \frac{K_{FC}}{(1 + sT_{FC})(1 + sT_{IN})(1 + sT_{1/c})} \quad (3)$$

$$G_{DEG}(s) = \frac{\Delta P_{DEG}}{\Delta u} = \frac{K_{DEG}}{(1 + sT_G)(1 + sT_T)} \quad (4)$$

$$G_{FESS}(s) = \frac{\Delta P_{FESS}}{\Delta f} = \frac{K_{FESS}}{1 + sT_{FESS}} \quad (5)$$

$$G_{BESS}(s) = \frac{\Delta P_{BESS}}{\Delta f} = \frac{K_{BESS}}{1 + sT_{BESS}} \quad (6)$$

式中,  $T_{IN}$ 、 $T_{1/c}$ 、 $T_{WT}$ 、 $T_{FC}$ 、 $T_{IN}$ 、 $T_G$ 、 $T_T$ 、 $T_{FESS}$ 、 $T_{BESS}$  均为时间常数,  $K_{PV}$ 、 $K_{FC}$ 、 $K_{DEG}$ 、 $K_{WT}$ 、 $K_{FESS}$ 、 $K_{BESS}$  均为增益值。各系数的具体数值如表 1 所示<sup>[14]</sup>。其中孤岛微电网模型的传递函数由方程 (7) 所给出, 式中  $D$  是阻尼常数,  $H$  是惯性常数。 $D$  和  $H$  的值这里分别为 0.015 pu/Hz 和 1/12 pu. sec。对于增益  $R$  的值取为 3 Hz/pu。其中 pu 是能量单位, 1 pu 等于 410 kW, sec 是秒的单位, Hz 是频率的单位。

$$G_s(s) = \frac{\Delta f}{\Delta P_e} = \frac{1}{D + 2Hs} \quad (7)$$

表 1 孤岛微电网系统各部件的参数

部件名称	增益 $K$	时间常数 $T$
太阳能光伏 (PV)	$K_{PV}=1$	$T_{IN}=0.04 \text{ s}$ $T_{1/c}=0.004 \text{ s}$
风力涡轮发电机 (WT)	$K_{WT}=1$	$T_{WT}=1.5 \text{ s}$
燃料电池 (FC)	$K_{FC}=1$	$T_{FC}=0.26 \text{ s}$
电池储能系统 (BESS)	$K_{BESS}=1$	$T_{BESS}=0.1 \text{ s}$
飞轮储能系统 (FESS)	$K_{FESS}=1$	$T_{FESS}=0.1 \text{ s}$
柴油发电机组 (DEG)	$K_{DEG}=1$	$T_T=0.4 \text{ s}$ 、 $T_G=0.08 \text{ s}$

对于风力发电、光伏太阳能发电和负荷需求, 由于它们本身具有随机的波动性, 需要对其进行建模。这些量有各种不一样的建模方法, 本篇文章中使用的是公式 (8) 所

示的建模方法, 该模型包含了大的确定性漂移和小的随机性功率波动<sup>[15]</sup>:

$$P = \frac{(\varphi\eta\sqrt{\beta}(1 - G(S)) + \beta)}{\beta} = \chi\Gamma \quad (8)$$

式 (8) 中,  $P$  表示随机的功率,  $\eta$  是一个标准化参数, 其是用来标准化产生或需求的电功率  $\chi$  的常数, 以便于和单位 (Pu) 匹配,  $\varphi$  是一个随机成分,  $\beta$  对功率的平均值有所贡献的参数,  $G(S)$  表示的是一个低通滤波器的传递函数,  $\Gamma$  是一个与时间相关的波动信号, 其描述了随机功率输出平均值的突然波动。以下分别给出了分布式发电和需求负荷随机模型的具体表达式, 其中  $U(-1, 1)$  表示 -1 和 1 之间的一个随机均匀函数,  $H(t)$  表达的是一个 Heaviside 阶跃函数。

对于太阳能发电功率, 公式 (8) 的参数为:

$$\varphi \sim U(-1, 1), \eta = 0.1, \beta = 10, \quad G(s) = 1/(10^4s + 1) \quad (9)$$

$$\Gamma = 0.1H(t) - 0.04H(t - 150) \quad (10)$$

对于风力涡轮发电机功率, 公式 (8) 的参数为:

$$\varphi \sim U(-1, 1), \eta = 0.8, \beta = 10, \quad G(s) = 1/(10^4s + 1) \quad (11)$$

$$\Gamma = 0.2H(t) + 0.1H(t - 210) - 0.05H(t - 270) \quad (12)$$

对于需求侧负荷功率, 式 (8) 的参数为:

$$\varphi \sim U(-1, 1), \eta = 0.9, \beta = 10, \quad G(s) = \left(\frac{300}{300s + 1}\right) + \left(\frac{1}{1800s + 1}\right) \quad (13)$$

对于  $\Gamma$  其表达式如下:

$$\Gamma = 0.89H(t) + 0.06H(t - 60) + 0.06H(t - 90) - 0.2H(t - 120) + 0.15H(t - 180) - 0.06H(t - 240) \quad (14)$$

## 2 动态数据校正滤波技术

对于含有反馈信号的系统来说, 反馈信号的采集需要使用到测量传感器, 这一点对于孤岛微电网来说也不例外, 由图 2 可以看出飞轮储能系统和燃料电池储能系统的输入信号均是孤岛微电网的频率偏差信号, 该信号就是一个反馈信号, 该信号的测量就需要使用到测量传感器, 但是, 因为测量传感器自身的结构问题以及外界环境等原因, 传感器有时并不会工作在理想的状态而是会受到测量噪声的影响, 这就会造成反馈的信号是真实的测量信号叠加上测量噪声信号, 显然这对于系统的控制是不利的, 那么这时就需要使用 DDR 滤波技术来减少测量噪声对真实信号的影响, 从而提高反馈信号的真实性, 进而提高控制器的控制性能从而达到减小电网频率波动的目的。以下将分别介绍, 在孤岛微电网中, 测量噪声分别是高斯信号<sup>[2]</sup>和非高斯信号<sup>[16-17]</sup>两种情况下 DDR 的滤波原理。

### 2.1 高斯测量噪声下动态数据校正原理

加入 DDR 后的孤岛微电网系统如图 3 所示, 这里将负载看成是一个  $P'$  和外部扰动的叠加, 由图中可得:

$$f_m(t) = f(t) + \epsilon(t) \quad (15)$$

式中,  $\epsilon(t)$  为测量噪声, 这里假设该测量噪声是服从高斯分布的噪声即  $\epsilon(t) \sim N(0, \delta^2)$ ,  $f(t)$  为反馈信号的真实值,  $f_m(t)$  为实际的测量值,  $f_{ddr}(t)$  为 DDR 的输出信号, 即经过滤波后的信号, 它是对真实值  $y(t)$  经过最大似然估计后所得到的值。根据已知测量的信息  $f_m(t)$  和其他一些已知的条件, 对反馈信号的真实值  $f(t)$  来进行估计。首先考虑这样一种情况, 即在仅知道  $f_m(t)$  的条件下对  $f(t)$  进行估计, 由前面的描述可以知道  $\epsilon(t)$  的概率密度函数为:

$$f(\epsilon(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho} \exp\left(-\frac{1}{2\rho^2}\epsilon^2(t)\right) \quad (16)$$

再从图 3 中的关系可以看出:

$$f_m(t) = f(t) + \epsilon(t) \quad (17)$$

假设  $f(t)$  和  $\epsilon(t)$  两者之间是相互独立的, 那么基于  $f(t)$  下的  $f_m(t)$  的条件概率密度可以用公式 (18) 表示:

$$f(f_m(t) | f(t)) = f(f_m(t) - f(t)) = f(\epsilon(t)) \quad (18)$$

$\epsilon(t) \sim N(0, \delta^2)$ , 故  $f(f_m(t) | f(t))$  是一个高斯分布, 它的均值是  $f(t)$ , 方差是  $\rho^2$ 。在给定  $f(t)$  条件下时  $f_m(t)$  的条件概率密度函数和给定  $f_m(t)$  条件下时  $f(t)$  的似然函数等价, 则:

$$L(f(t) | f_m(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho} \exp\left(-\frac{1}{2\rho^2}(f_m(t) - f(t))^2\right) \quad (19)$$

现在的问题转换成了找到  $f(t)$  最可能的值 (即能够使  $L(f(t) | f_m(t))$  最大的值)。根据概率论和数理统计的相关知识可知这样的估计被称为最大似然估计。由上式可以很明显地看出, 当  $f(t) = f_m(t)$  时  $L(f(t) | f_m(t))$  的值可以取到最大, 这表示如果仅知道测量值  $f_m(t)$  的条件下, 对真实值的最佳估计值是测量值, 这样的结果显然是难以让人接受的, 故需要尝试新的解决办法。

幸运的是, 在大多数情况下, 关于  $f(t)$  的先验信息是

可以使用的。关于  $f(t)$  的一个常见信息来源是来自各种各样的过程模型, 这些模型可以是离散的或连续的, 线性的或非线性的。例如:  $f(t)$  可以根据模型预测值  $\hat{f}(t)$  来估计, 以给出  $f(t)$  的更好的估计。因为过程模型通常会存在一定程度的误差, 因此, 假设模型预测值  $\hat{f}(t)$  可以用一个加噪声的模型等效的替代, 表达式如下:

$$\hat{f}(t) = f(t) + \delta(t) \quad (20)$$

其中:  $\delta(t)$  为模型的预测误差, 假设其服从方差为  $\delta^2$ , 均值为 0 的高斯分布, 即  $\delta(t) \sim N(0, \delta^2)$ , 则同理可以得到基于  $\hat{f}(t)$  条件下的  $f(t)$  的似然函数为:

$$L(f(t) | \hat{f}(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2}(\hat{f}(t) - f(t))^2\right) \quad (21)$$

使用测量信息对上式采用贝叶斯公式可以得到:

$$p(f(t) | f_m(t)) \propto L(f(t) | f_m(t))p(f(t)) \quad (22)$$

式中,  $p(f(t) | f_m(t))$  为基于  $f_m(t)$  的  $f(t)$  后验分布,  $L(f(t) | f_m(t))$  为似然函数,  $p(f(t))$  为对于  $f(t)$  的先验分布。然后加入模型的预测信息  $\hat{f}(t)$ , 再次利用贝叶斯公式可以得到:

$$p(f(t) | \hat{f}(t), f_m(t)) \propto L(f(t) | \hat{f}(t))L(f(t) | f_m(t))p(f(t)) \quad (23)$$

式中,  $p(f(t) | \hat{f}(t), f_m(t))$  代表基于  $\hat{f}(t), f_m(t)$  的  $f(t)$  后验分布, 由此可以得到待估参数的后验分布是:

$$p(f(t) | \hat{f}(t), f_m(t)) \propto \frac{1}{2\pi\rho\delta} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(f_m(t) - f(t))^2}{\rho^2} + \frac{(\hat{f}(t) - f(t))^2}{\delta^2}\right]\right\} \quad (24)$$

根据最大后验概率估计可以得到, 使得式 (24) 取得最大的  $f(t)$  就是对实际  $f(t)$  的估计值, 也就是  $f_{ddr}(t)$ , 要想让其取最大的值, 等价于让式 (25) 取得最大值:

$$J = -\frac{1}{2} \left[ \frac{(f_m(t) - f(t))^2}{\rho^2} + \frac{(\hat{f}(t) - f(t))^2}{\delta^2} \right] \quad (25)$$

根据多元函数极值的相关理论可以知道, 想要求得式 (25) 的最大值可以对式 (25) 中  $f(t)$  求偏导并令其为 0, 可得:

$$\frac{\partial J}{\partial f(t)} = \rho^2((f_m(t) - f(t))) + \delta^2(\hat{f}(t) - f(t)) \quad (26)$$

对式 (26) 进行求解, 就可以得到对于实际值  $f(t)$  的估计, 即  $f_{ddr}(t)$ , 可以求得  $f_{ddr}(t)$  最终值为:

$$f_{ddr}(t) = \hat{f}(t) + K(f_m(t) - \hat{f}(t)) \quad (27)$$

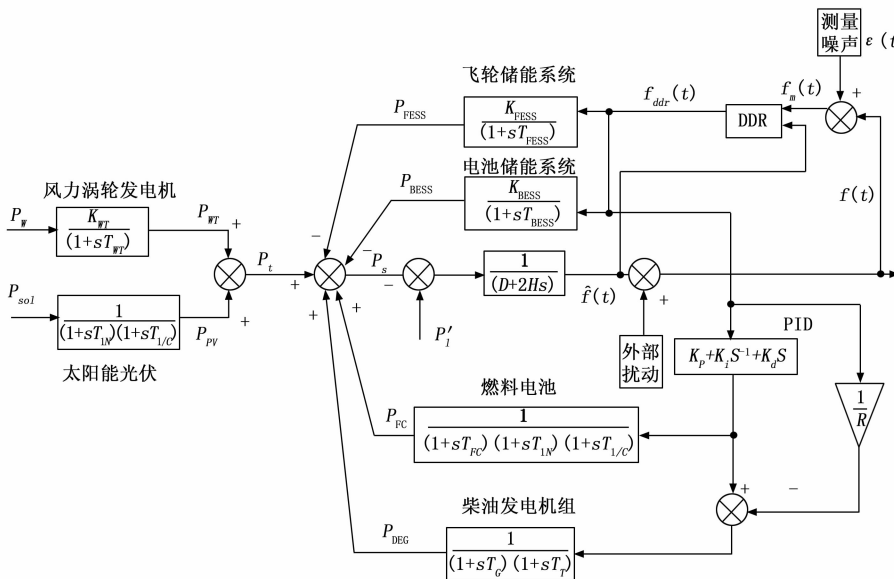


图 3 引入 DDR 后孤岛微电网框图

其中:  $K = (1 + \rho^2 \delta^{-2})^{-1}$ 。

## 2.2 非高斯测量噪声下动态数据校正原理

前一节考虑的是测量噪声为高斯测量噪声的情况, 许多动态数据校正技术也是基于这一假设所成立的。但是传感器在实际的测量过程中, 也会受到由于设备故障, 测量设备偏差, 校准不良以及人为疏忽大意所造成的误差等原因所产生的粗差信号的影响, 对于粗差信号, 其值一般是大于正常测量噪声信号, 这些粗差信号的加入将会导致测量噪声不再是高斯信号从而变为非高斯信号<sup>[18]</sup>。其中污染正态分布普遍用于描述这些非高斯测量噪声信号。对于非高斯信号的测量噪声, 大部分基于高斯分布测量噪声信号所设计的滤波器(如卡尔曼滤波器、平均滤波器)在滤波时将会表现出较差的性能, 因为粗差对系统性能的削弱较为严重, 所以也有许多数据校正技术运用到减少粗差的影响中来<sup>[19]</sup>, 然而这些技术大部分都是在稳态的系统中, 对于受到非高斯测量噪声影响的动态系统来说, DDR 技术很少被设计使用到。故本节主要说明当测量噪声服从污染正态分布时, DDR 滤波技术的原理, 并推导出此时 DDR 滤波器的输出表达式<sup>[16]</sup>。

假设服从污染正态分布的测量噪声可用式(28)表示:

$$\varepsilon(t) = \omega \varepsilon_1(t) + (1 - \omega) \varepsilon_2(t) \quad (28)$$

式(28)中,  $\varepsilon_1(t)$  表示高斯信号,  $\varepsilon_2(t)$  表示粗差信号, 同时  $\varepsilon_1(t) \sim N(0, \rho_1^2)$ ,  $\varepsilon_2(t) \sim N(0, \rho_2^2)$ 。(1 -  $\omega$ ) 表示粗差信号发生的概率。和之前高斯信号下的推理过程同理, 可得基于条件  $f_m(t)$  下  $f(t)$  的似然函数表达式如式(29)所示:

$$L(f(t) | f_m(t)) = \omega p_1 + (1 - \omega) p_2 \quad (29)$$

$$p_1 = L(f(t) | f_m(t)) =$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi\rho_1}} \exp\left(-\frac{1}{2\rho_1^2}(f_m(t) - f(t))^2\right) \quad (30)$$

$$p_2 = L(f(t) | f_m(t)) =$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi\rho_2}} \exp\left(-\frac{1}{2\rho_2^2}(f_m(t) - f(t))^2\right) \quad (31)$$

显然此时如果想要估计出参数  $y(t)$  的值, 也就是使得上述似然函数取得最大值, 由函数的特性可知, 当  $f(t) = f_m(t)$  时  $L(f(t) | f_m(t))$  的值可以取到最大, 对真实值的最佳估计值其实只是测量值, 故要寻求新的解决办法。

对于上述问题的解决思路和高斯信号的情况下是一致的, 需要引入模型的预测值这个先验信息来更好地估计真实值。这里仍然假设模型的预测值为  $\hat{f}(t)$ , 那么则有:

$$\hat{f}(t) = f(t) + \delta(t) \quad (32)$$

其中:  $\delta(t)$  代表的是模型的预测误差, 这里假设其服从均值是 0, 方差为  $\delta^2$  的高斯分布, 则同理可得基于  $\hat{f}(t)$  条件下的  $f(t)$  的似然函数为:

$$L(f(t) | \hat{f}(t)) =$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2}(\hat{f}(t) - f(t))^2\right) \quad (33)$$

这时再利用模型的预测值和测量噪声来估计真实值,

由贝叶斯公式可知:

$$\begin{aligned} & p(f(t) | \hat{f}(t), f_m(t)) \\ & \propto L(f(t) | \hat{f}(t)) p(f(t) | f_m(t)) \\ & \propto L(f(t) | \hat{f}(t)) L(f(t) | f_m(t)) p(f(t)) \end{aligned} \quad (34)$$

因概率  $p(f(t))$  的值恒正, 故:

$$\begin{aligned} & p(f(t) | \hat{f}(t), f_m(t)) \\ & \propto L(f(t) | \hat{f}(t)) p(f(t) | f_m(t)) \\ & \propto L(f(t) | \hat{f}(t)) \\ & L(f(t) | f_m(t)) p(f_m(t)) \\ & \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2}(\hat{f}(t) - f(t))^2\right) \\ & \left\{ \frac{\omega}{\sqrt{2\pi\rho_1}} \exp\left(-\frac{1}{2\rho_1^2}(f_m(t) - f(t))^2\right) + \right. \\ & \left. \frac{1 - \omega}{\sqrt{2\pi\rho_2}} \exp\left(-\frac{1}{2\rho_2^2}(f_m(t) - f(t))^2\right) \right\} \end{aligned} \quad (35)$$

从而可得:

$$\begin{aligned} & p(f(t) | \hat{f}(t), f_m(t)) \\ & \propto \frac{\omega}{2\pi\delta} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[ \frac{(f_m(t) - f(t))^2}{\rho_1^2} + \frac{(\hat{f}(t) - f(t))^2}{\delta^2} \right]\right\} + \\ & \frac{1 - \omega}{2\pi\delta} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[ \frac{(f_m(t) - f(t))^2}{\rho_2^2} + \frac{(\hat{f}(t) - f(t))^2}{\delta^2} \right]\right\} \end{aligned} \quad (36)$$

根据最大似然估计可得, 式(36)取得最大值时的  $f(t)$  即为估计输出  $f_{\text{DDR}}(t)$ 。求解过程如下:

第一步: 为取得式(36)最大值, 首先对其两边取对数, 即:

$$\begin{aligned} & \ln\{\omega p_1 + (1 - \omega) p_2\} P_3 = \\ & \ln\{\omega p_1 + (1 - \omega) p_2\} + \ln(P_3) \end{aligned} \quad (37)$$

其中:

$$p_3 = L(f(t) | \hat{f}(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2}(\hat{f}(t) - f(t))^2\right) \quad (38)$$

第二步: 对式(37)中  $f(t)$  求偏导可得:

$$\begin{aligned} & \frac{\partial \ln\{\omega p_1 + (1 - \omega) p_2\} p_3}{\partial f(t)} = \\ & \frac{\partial \ln\{\omega p_1 + (1 - \omega) p_2\}}{\partial f(t)} + \frac{\partial \ln(p_3)}{\partial f(t)} = \\ & \left\{ \frac{\omega p_1 / \rho_1^2 + (1 - \omega) p_2 / \rho_2^2}{\omega p_1 + (1 - \omega) p_2} \right\} \cdot (f_m(t) - f(t)) + \\ & \left( \frac{P_3 / \delta^2}{P_3} \right) (\hat{f}(t) - f(t)) = \\ & \left\{ \frac{\omega p_1 / \rho_1^2 + (1 - \omega) p_2 / \rho_2^2}{\omega p_1 + (1 - \omega) p_2} \right\} \cdot (f_m(t) - f(t)) + \\ & \frac{1}{\delta^2} (\hat{f}(t) - f(t)) \end{aligned} \quad (39)$$

第三步: 对式(39)令其值为 0 可以求得式(36)的最大值, 即:

$$\begin{aligned} & \left( \frac{\omega p_1}{\rho_1^2} + \frac{(1 - \omega) p_2}{\rho_2^2} \right) \delta^2 (f_m(t) - f(t)) + \\ & (\omega p_1 + (1 - \omega) p_2) (\hat{f}(t) - f(t)) = 0 \end{aligned} \quad (40)$$

第四步：求解式 (40) 可得实际输出的估计值  $f_{\text{dtr}}(t)$  满足以下的条件：

$$f_{\text{dtr}}(t) = \hat{f}(t) + K'(f_m(t) - \hat{f}(t)) \quad (41)$$

由此可以得到对真实值的估计值为：

$$f_{\text{dtr}}(t) = \hat{f}(t) + K'(f_m(t) - \hat{f}(t)) \quad (42)$$

其中：
$$K' = \left(1 + \frac{\omega p_1 + (1-\omega) p_2}{\omega p_1 / \rho_1^2 + (1-\omega) p_2 / \rho_2^2} \delta^{-2}\right)^{-1}$$

### 3 仿真验证与结果分析

根据之前孤岛微电网的方框原理图可知，对于孤岛微电网来说其有多个能量输入源，包含风力涡轮发电机、太阳能光伏发电、燃料电池、柴油发电机组等，这些输入相加就构成了微电网总的功率的输入。而孤岛微电网的输出频率之所以会产生波动，正是因为孤岛微电网输入的有功功率和负荷端所需要的有功功率之间的不平衡所造成的，当电网中所有发电设备所发出的有功功率大于负荷所消耗的有功功率时孤岛微电网的频率将会上升，而当电网中所有发电设备所发出的有功功率小于负荷所消耗的有功功率时孤岛微电网的频率将会下降。其中负载  $P_i$  对于孤岛微电网来说就相当于是一个大的扰动，负载在一段时间内可能很大，而在另外一段时间内可能很小，它具有很大的波动性以及随机性，负载的变化是造成孤岛微电网频率变化的重要原因之一，它本身是一个带有波动的阶梯信号，这里将负载  $P_i$  看成是一个阶梯信号  $P'_i$  和一个方差为  $1 \times 10^{-6}$  的高斯随机信号的外部扰动的叠加。

首先考虑当飞轮储能系统和电池储能系统这条反馈回路引入高斯测量噪声的情况，为了降低测量噪声的影响，在孤岛微电网模型中引入 DDR 滤波器，以下分别考虑了测量噪声方差为  $1 \times 10^{-6}$  到  $5 \times 10^{-6}$  变化时系统中有 DDR 滤波器和没有 DDR 滤波器两种情况，分别对比了在这两种情况下，孤岛微电网频率偏差的输出波形以及频率偏差的方差值。孤岛微电网频率控制器采用 PID 控制器，其参数经过智能优化后选取为  $K_p=5$ ,  $K_i=3.5855$ ,  $K_d=1.3286$ ，对于仿真的时间选取为 500 秒。

这里选取了测量噪声方差为  $1 \times 10^{-6}$  和  $5 \times 10^{-6}$  时孤岛微电网频率偏差量的波形图，如图 4，图 5 所示，在表 2，表 3 中展示了有无 DDR 时孤岛微电网频率偏差的方差值大小。

表 2，表 3 是孤岛微电网频率偏差的方差值在不同测量噪声影响下，有无 DDR 滤波器时的对比。

从表 2，3 可以看出，测量噪声的引入会增加控制系统的输出波动性（这里用方差表示，并通过方差值的大小来表示输出波动性的大小），从图 4，图 5 可以明显看到有无 DDR 时系统输出波形的对比，在没有 DDR 滤波器时系统的输出波形具有较大的波动性，而在加入 DDR 滤波器后系统的输出波形的波动性明显的减少，这也和表 2~3 中方差值的变化相对应，因此可以知道在加入 DDR 滤波器后，系统的波动性得以有效的减小，验证了动态数据校正滤波技术在孤岛微电网反馈控制回路中可有效抑制高斯测量噪声的影响从而提升孤岛微电网频率控制性能。

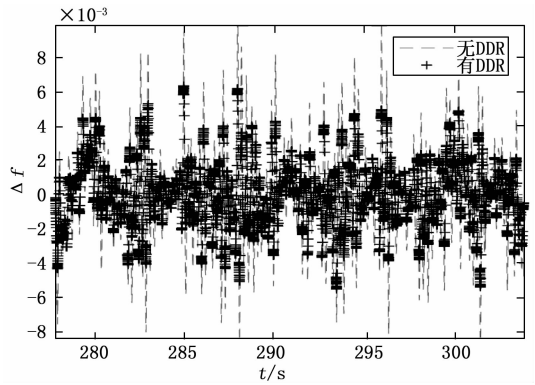


图 4 高斯分布测量噪声方差为  $1 \times 10^{-6}$  时有无 DDR 孤岛微电网频率偏差量的比较图

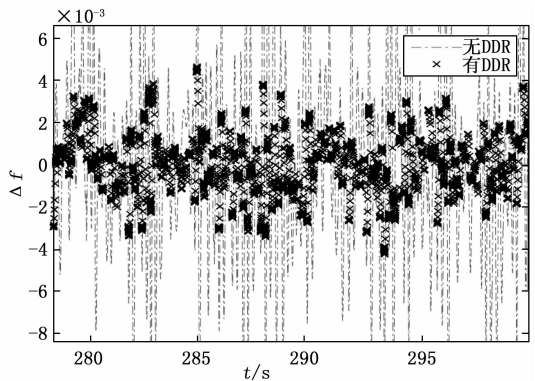


图 5 高斯分布测量噪声方差为  $5 \times 10^{-6}$  时有无 DDR 孤岛微电网频率偏差量的比较图

然而系统中的测量噪声不仅仅只有高斯测量噪声这一种，考虑当传感器在实际的测量过程中，受到由于设备故障，测量设备偏差，校准不良以及人为疏忽大意等原因所产生的粗差信号的影响，这时就如 3.2 节中所提出的那样，测量噪声便不再是高斯测量噪声，而是一个非高斯测量噪声<sup>[20-21]</sup>。对此，选取其中最具有代表性的，符合污染正态分布的测量噪声来进行仿真，这里仍然假设在飞轮储能系统和电池储能系统这条反馈回路中有测量噪声的情况，与之前不同的是，此时的测量噪声不再是一个符合高斯分布的测量噪声，而是一个符合污染正态分布的测量噪声。当然，除了本文假设的符合污染正态分布的测量噪声外还有其他很多类型的非高斯分布的测量噪声。对于其他类型的非高斯分布的测量噪声，在已知概率密度函数的情况下，理论上均可使用 DDR 技术，因为 DDR 的输出估计值依据的是贝叶斯公式和最大似然估计等知识下的最优估计。

对于污染正态分布，本文考虑对于粗差信号发生的先验概率  $(1-\omega)$  的值取为  $1/3$ ，对于  $\epsilon_1(t)$ ，假设是一个方差恒定为  $5 \times 10^{-6}$  的高斯信号，而对于粗差信号  $\epsilon_2(t)$  来说，分别考虑了方差值为  $1 \times 10^{-5}$ ,  $1.5 \times 10^{-5}$ ,  $2 \times 10^{-5}$ ,  $2.5 \times 10^{-5}$ ,  $3 \times 10^{-5}$  这 5 种情况。针对这五种情况，分别对比了孤岛微电网系统中有无 DDR 滤波器时的频率偏差的输出波

表 2 高斯噪声情况下无 DDR 时孤岛微电网频率偏差的方差值

无 DDR 时微电网频率偏差的方差值					
测量噪声方差	$5 \times 10^{-6}$	$4 \times 10^{-6}$	$3 \times 10^{-6}$	$2 \times 10^{-6}$	$1 \times 10^{-6}$
频率偏差方差	$5.2887 \times 10^{-5}$	$4.8881 \times 10^{-5}$	$4.5414 \times 10^{-5}$	$4.0934 \times 10^{-5}$	$3.6432 \times 10^{-5}$

表 3 高斯噪声情况下有 DDR 时孤岛微电网频率偏差的方差值

有 DDR 时微电网频率偏差的方差值					
测量噪声方差	$5 \times 10^{-6}$	$4 \times 10^{-6}$	$3 \times 10^{-6}$	$2 \times 10^{-6}$	$1 \times 10^{-6}$
频率偏差方差	$3.2134 \times 10^{-5}$	$3.2405 \times 10^{-5}$	$3.2983 \times 10^{-5}$	$3.3619 \times 10^{-5}$	$3.4945 \times 10^{-5}$

表 4 非高斯噪声情况下无 DDR 时孤岛微电网频率偏差的方差值

无 DDR 时微电网频率偏差的方差值					
粗差信号方差	$3 \times 10^{-5}$	$2.5 \times 10^{-5}$	$2 \times 10^{-5}$	$1.5 \times 10^{-5}$	$1 \times 10^{-5}$
频率偏差方差	$7.4839 \times 10^{-5}$	$7.1233 \times 10^{-5}$	$6.7363 \times 10^{-5}$	$6.3130 \times 10^{-5}$	$5.8290 \times 10^{-5}$

表 5 非高斯噪声情况下有 DDR 时孤岛微电网频率偏差的方差值

有 DDR 时微电网频率偏差的方差值					
粗差信号方差	$3 \times 10^{-5}$	$2.5 \times 10^{-5}$	$2 \times 10^{-5}$	$1.5 \times 10^{-5}$	$1 \times 10^{-5}$
频率偏差方差	$3.5883 \times 10^{-5}$	$3.5148 \times 10^{-5}$	$3.4365 \times 10^{-5}$	$3.3552 \times 10^{-5}$	$3.2948 \times 10^{-5}$

形, 并计算了频率偏差的方差值。其中孤岛微电网中 PID 的参数取值和高斯测量噪声下的 PID 参数取值一致。这里仿真时间是 500 s, 首先得到的是有无 DDR 滤波器时孤岛微电网频率偏差的输出波形对比图, 这里选取了粗差信号方差为  $1 \times 10^{-5}$  和  $3 \times 10^{-5}$  时的波形图对比图, 如图 6 和图 7 所示, 从图 6 和图 7 可以看出, 当测量噪声为非高斯测量噪声时, 系统的输出具有较大波动性, 而在加入 DDR 滤波技术后可以有效减小该系统输出的波动性。

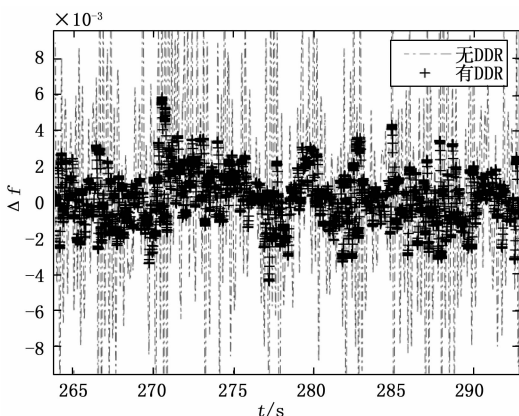


图 6 粗差信号较小时有无 DDR 孤岛微电网频率偏差量的比较图

为了定量的证明 DDR 滤波技术的应用对孤岛微电网的频率偏差的波动性有很好的抑制作用, 以方差为性能指标, 分别列出有无 DDR 时孤岛微电网频率偏差值的方差对比值, 结果如表 4 和表 5 所示。

从表 4, 5 中可以看出当加入 DDR 滤波器后, 孤岛微电网频率偏差值的波动性明显的减小, 反应在增加 DDR

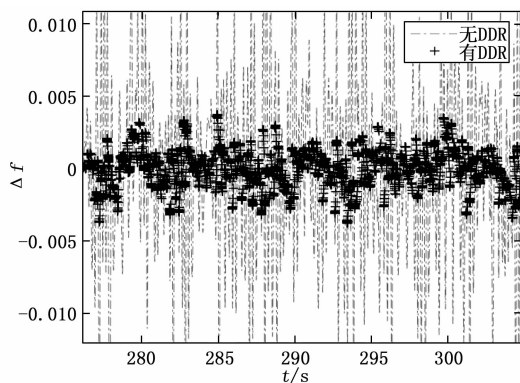


图 7 粗差信号较大时有无 DDR 孤岛微电网频率偏差量的比较图

后频率的偏差的方差值的减小上。验证了当飞轮储能系统和电池储能系统这条反馈回路中有非高斯测量噪声情况时, 动态数据校正滤波技术在微电网反馈控制回路中可有效抑制非高斯测量噪声的影响从而提升微电网频率控制性能。

#### 4 结束语

本文针对孤岛微电网频率控制系统, 考虑了在飞轮储能系统和电池储能系统这条反馈回路中的反馈信号受到测量噪声的干扰, 从而导致反馈信号的不准确, 进而使得孤岛微电网频率波动增大的情况, 为了降低测量噪声对孤岛微电网系统的频率偏差  $\Delta f$  的影响, 将动态数据校正技术 (DDR) 运用到孤岛微电网中, 并进行了仿真实验。仿真实验过程中, 将测量噪声分为了两大类, 分别是高斯测量噪声和非高斯测量噪声, 这里非高斯测量噪声使用的是具有

代表性的污染正态分布。针对这两种情况分别进行了以  $\Delta f$  的方差值为指标的定量分析和微电网输出波形的对比。通过对比了高斯和非高斯两种测量噪声的情况下,有 DDR 滤波技术和没有 DDR 滤波技术情况下  $\Delta f$  的方差值,有效地说明了在加入 DDR 滤波技术后,无论测量噪声是高斯信号还是非高斯信号,动态数据校正滤波技术在孤岛微电网反馈控制回路中均可有效抑制测量噪声的影响,减小孤岛微电网频率偏差波动从而提升孤岛微电网频率控制性能,这对于孤岛微电网的频率控制有着重要的意义。

参考文献:

[1] PAULONIS M A, COX J W, et al. A practical approach for large-scale controller performance assessment, diagnosis, and improvement-ScienceDirect [J]. Journal of Process Control, 2003, 13 (2): 155 - 168.

[2] BAI S, THIBAUT J, MCLEAN D D, et al. Dynamic data reconciliation: Alternative to Kalman filter [J]. Journal of Process Control, 2006, 16 (5): 485 - 498.

[3] 吴 雄, 王秀丽, 刘世民, 等. 微电网能量管理系统研究综述 [J]. 电力自动化设备, 2014, 34 (10): 7 - 14.

[4] TABAK A, M ÖZKAYMAK, TAHIR M, et al. Optimization and evaluation of hybrid PV/WT/BM system in different initial costs and LPSP conditions [J]. International Journal of Advanced Computer Science & Applications, 2017, 8 (11): 123 - 131.

[5] MATSUBARA M, FUJITA G, SHINJI T, et al. Supply and demand control of dispersed type power sources in micro grid [C] // Intelligent Systems Application to Power Systems, 2005. Proceedings of the 13th International Conference on. IEEE, 2005: 67 - 72.

[6] ACKERMANN T, ANDERSSON G, SÖDER L, et al. Distributed generation: a definition [J]. Electric Power Systems Research, 2001, 57 (3): 195 - 204.

[7] 彭华晔, 彭 晨, 孙洪涛, 等. 微电网在虚假数据注入攻击下的增量检测机制 [J]. 信息与控制, 2019, 48 (5): 522 - 527.

[8] 祝旺旺, 张正江, 闫正兵, 等. 动态数据校正技术用于 GMVC 控制器性能评估的改进 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (5): 241 - 246.

[9] 米 阳, 郎中杰, 何星璐, 等. 孤岛微电网鲁棒自适应协调控制 [J]. 控制工程, 2021, 28 (5): 924 - 930.

[10] RAY P K, MOHANTY S R, KISHOR N, et al. Proportional-integral controller based small-signal analysis of hybrid distributed generation systems [J]. Energy Conversion & Management, 2011, 52 (4): 1943 - 1954.

[11] DAHAL S, et al. Assessment and enhancement of small signal stability of a renewable-energy-based electricity distribution system [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3 (3): 407 - 415.

[12] HUANG J, JIANG C, RONG X, et al. A review on distributed energy resources and Microgrid [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2008, 12 (9): 2472 - 2483.

[13] ZIA M F, ELBOUCHIKHI E, BENBOUZID M, et al. Microgrids energy management systems: a critical review on methods, solutions, and prospects [J]. Applied Energy, 2018, 222 (15): 1033 - 1055.

[14] DAS, SAPTARSHI, PAN, et al. Kriging based surrogate modeling for fractional order control of microgrids [J]. IEEE transactions on smart grid, 2015, 6 (1): 36 - 44.

[15] DAS D C, ROY A K, SINHA N, et al. GA based frequency controller for solar thermal-diesel-wind hybrid energy generation/energy storage system [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43 (1): 262 - 279.

[16] WZ A, ZZ A, AAB C, et al. Dynamic data reconciliation to improve the result of controller performance assessment based on GMVC [J]. ISA Transactions, 2021, 117: 288 - 302.

[17] ALIGHARDASHI H, JAN N M, HUANG B, et al. Expectation maximization approach for simultaneous gross error detection and data reconciliation using Gaussian mixture distribution [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2017, 56 (49): 14530 - 14544.

[18] 陈景霞, 王建文. 基于 UPF 的 INS 非高斯噪声故障检测 [J]. 控制工程, 2012, 19 (5): 743 - 746.

[19] JIANG X, PEI L, ZHENG L, et al. Gross error isolability for operational data in power plants [J]. Energy, 2014, 74: 918 - 927.

[20] 周凌柯, 傅永峰. 基于污染正态分布模型的改进数据校正方法 [C] // 第 28 届中国控制与决策会议, 2016: 4979 - 4983.

[21] 宋小全, 孙仲康. 非高斯噪声下的滤波方法 [J]. 国防科技大学学报, 1997, 19 (6): 61 - 68.

[22] LOPES G C, FERREIRA M, DA SILVA SIMOES A, et al. Intelligent control of a quadrotor with proximal policy optimization reinforcement learning [C] // 2018 Latin American Robotic Symposium, 2018 Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2018 Workshop on Robotics in Education (WRE). IEEE, 2018: 503 - 508.

[23] HU H, WANG Q L. Proximal policy optimization with an integral compensator for quadrotor control [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21

[24] 张 堃, 李 珂, 时昊天, 等. 基于深度强化学习的 UAV 航路自主引导机动控制决策算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42 (7): 1567 - 1574.

[25] 梁 晨, 刘小雄, 张兴旺, 等. 基于强化学习的四旋翼无人机控制律设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (2): 71 - 75.

[26] 徐胤勃. 基于深度强化学习的旋翼无人机端到端伺服控制研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.

(上接第 94 页)