

“双碳”背景下含高需求响应负荷的配电网状态估计算法

朱嘉远

(国网杭州供电公司, 浙江 杭州 310000)

摘要: 在“双碳”背景下,需求响应负荷(DREL)作为一种灵活的电力资产逐渐主动参与到电网调度中,其通常根据分时电价(TOU)安排用电量,借此响应号召,创造新的经济增长点。DREL的能量分布不同于对价格不敏感的传统负荷,随着其渗透率的不断提升,这种差异可能会给配电系统状态估计(DSSE)带来新的挑战。因此,传统负荷的历史剖面不能准确描述DREL行为,从而影响DSSE结果以及其他与DSSE相关的操作。针对此问题,提出了一种基于DREL的DSSE在线伪测量生成算法,建立了用来表示DREL自调整行为的优化模型,并考虑了DREL的不确定性。最终,通过IEEE 123节点测试系统验证了所提算法的有效性。

关键词: 需求响应负荷; 配电系统状态估计; 伪测量生成算法; 不确定性

中图分类号: TM73 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2023)02-0082-09

doi: 10.12177/emca.2022.167

Distribution Network State Estimation Algorithm with High Demand Response Enabled Load under the Background of “Dual Carbon”

ZHU Jiayuan

(State Grid Hangzhou Power Supply Company, Hangzhou 310000, China)

Abstract: Under the background of “double carbon”, demand response enabled load (DREL), as a flexible power asset, is gradually actively involved in power grid dispatching. It usually arranges the power consumption according to the time-of-use (TOU) in respond to the calls to create new economic growth points. The energy distribution of DREL is different from the traditional load that is insensitive to price, and as its penetration increases, this difference may bring new challenges to distribution system state estimation (DSSE). Therefore, the historical profile of traditional load cannot accurately describe the DREL behavior, which affects DSSE results and other DSSE-related operations. To solve this problem, an online pseudo-measurement generation algorithm of DSSE based on DREL is presented, and an optimization model for DREL self-adjusting behavior is established, and the uncertainty of DREL is considered. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by IEEE 123 bus test system.

Key words: demand response enabled load (DREL); distribution system state estimation (DSSE); pseudo-measurement generation algorithm; uncertainty

0 引言

随着“双碳”目标相关工作的不断推进,分布式能源(DER)和先进的负荷控制技术随之快速发展,近年来,参与需求响应计划的负荷不断增

多。需求响应负荷(DREL)根据分时电价(TOU)调整相应的功率,通过跟踪信号节省成本。因此,其电力输出模式不同于传统负荷,这给配电资产的有效监控提出了新的挑战。

当前通常采用状态估计(SE)方法实现分布

收稿日期: 2022-07-03; 收到修改稿日期: 2022-09-26

作者简介: 朱嘉远(1993—),男,硕士,工程师,研究方向为含新能源的电力系统优化配置。

式管理系统(DMS)的可视化^[1]。SE协助系统监控并启用许多其他功能,如保护、电压无功控制和公用设施运行规划,因此许多功能的有效性取决于SE的准确性^[2]。文献[3]在传输系统工作中首次引入了经典SE,其将可用的系统信息转换为与交流母线电压幅值和相角相关的估计值。当前研究中,通常采用统计估计技术寻求状态估计值,如加权最小二乘法、最小绝对值等。

近年来,较多研究针对配电系统状态估计(DSSE)开展了深入探讨。以往文献通常考虑配电系统的特殊性,包括高r/x比、径向或弱网状拓扑、不平衡和可变负荷等^[4]。文献[5]提出了一种支路电流状态估计方法,该方法利用配电系统中的主要径向拓扑来提高计算效率。文献[6]引入了智能电表数据的应用。文献[7]则集成了更灵活的负荷,考虑到实际负荷曲线可能会偏离标准负荷曲线,其通过统计研究发现各个部件的概率分布,以获得更真实的功率曲线。文献[8]通过构建最小区间状态估计平均区间宽度目标的数学模型提高状态估计精度。文献[9]使用不确定性传播理论对状态评估水平进行协调,以提升方法性能。文献[10]提出了一种基于长短期记忆神经网络和粒子滤波的配电网预测辅助鲁棒的状态估计方法,但其求解通常较为困难。文献[11]结合加权最小二乘法和改进的雅可比自由牛顿方法实现配电网实时分布式状态估计。

DSSE的主要挑战之一是配电系统大部分仍未受到监控;受到监控的部分,其数据也因通信限制无法传输并进行实时监控^[12]。尽管较多研究已经提出了各种采用新型设备的方法^[13],但在实际配电系统中仅进行实际测量通常难以实现。

由于数据冗余不足,可使用伪测量来扩充可用信息集。伪测量是对丢失的实时信息的估计,其通常根据历史数据或客观预测获得,较常使用以下两种方法:(1)通过分析历史数据找到荷载模式;(2)利用缺失数据和可用实时测量值之间的相关性实现估计。然而,无论模型结构如何优越,仍然需要整个系统的历史数据和实际测量值来找到精确的模型参数。

本文构建了基于伪测量值的DSSE框架。同时,建立动态模型描述DREL的响应能力,并建立了用来表示DREL自调整行为的优化模型。为了

考虑DREL的不确定性和动态性,搭建了一个综合动态模型来描述负荷行为,包括供暖、通风和空调(HVAC)、储能系统(ESS)、插入式电动汽车(PEV)和可再生能源。通过将上述元素纳入优化问题中,以更贴合当前“双碳”背景下电力行业的发展趋势。通过实际仿真案例研究,分析了DSSE精度对DREL渗透水平和建模误差的敏感性,最终证实了所提方案的优越性。

1 问题阐述及应对

1.1 状态估计问题

DSSE通常采用加权最小二乘法求解,表达式如下:

$$\min_x J = [z - h(x)]^T W [z - h(x)] \quad (1)$$

式中: W 为权重矩阵; z 为测量向量; x 为系统状态; $z = h(x) + e$,其中 e 为测量误差项。

由于函数 $h(x)$ 的非线性,式(1)在应用中通常是一个非凸问题。可用高斯-牛顿迭代法进行求解。该方法生成一个状态估计序列 $\{x\}$,并将该序列的极限点作为估计结果,序列的第 k 个元素如下所示:

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + G(\hat{x}_k)^{-1} H^T \hat{x}_k W [z - h(\hat{x}_k)] \quad (2)$$

式中: $H(\hat{x}_k)$ 为函数 $h(\hat{x}_k)$ 的雅可比矩阵; $G(\hat{x}_k) = H^T(\hat{x}_k) W H(\hat{x}_k)$ 。

1.2 伪测量

解决加权最小二乘法问题通常需要先确定测量向量 z 。如果每个节点都有先进的计量基础设施,则可以直接使用实际测量值来构建 z 。然而,配电系统状态往往无法充分确定,这意味着仅由实际测量值构建的 z 值的维数通常比 x 小得多。因此,引入伪测量法以确保系统的可观测性。

伪测量是对未测量参数的估计,通常根据之前关于未测量参数的知识生成。对于传统的状态估计问题,未测量参数从丰富的历史数据中获得。高斯混合模型(GMM)、人工神经网络等成熟的方法也广泛用于伪测量值的生成^[8]。

2 基于DREL伪测量值的DSSE优化问题

本节通过提供具有代表性的DREL的行为数据来生成伪测量值。首先采用一个动态模型来量

化 DREL 参与响应的能力。然后模拟 DREL 决策过程,该过程受到量化的 DREL 能力和各种操作的约束。假设每个 DREL 都是价格接受者,根据上游第三方需求响应计划发送的能源价格管理其本地资源。

2.1 动态模型

考虑到 DREL 的各种因素,本文试图获得交互节点(POI)处的集体节点功率分布。该模型可用于表示一般 DREL 或常规负荷。本小节举例说明其如何表征多个具有代表性的 DER。假设有 n^B 个 ESS、 n^H 个 HVAC 系统、 n^V 个 PEV 和具有聚合 PV 的复合型负载。ESS、HVAC 和 PEV 被视为可控组件。其中,虽然基本负荷和光伏发电无法直接控制,但其会影响系统对分时电价的响应。

(1) ESS。使用线性离散时间模型对 ESS 的充/放电行为建模。设 t 为离散时间节点, t 时刻结束时的第 j 个 ESS 的荷电状态(SOC),即电池剩余容量占总容量的比值表示为 $SOC_{i,j}(t) \in [0, 1]$, 电池充/放电命令为 $u_{i,j}^B(t) = [u_{i,j}^{Bc}(t), u_{i,j}^{Bd}(t)]^T \in [0, 1]^T$, 上标表示两个变量属于同一个域。能量输出界限为 $E_{i,j}^B$, SOC 变化的上限为 $E_{i,j}^B$ 除以电池总容量。充电和放电效率分别为 $\eta_{i,j}^c \in (0, 1)$ 和 $\eta_{i,j}^d \in (0, 1)$ 。根据上述定义, 电池模型如下所示:

$$\begin{cases} SOC_{i,j}(t+1) = \\ SOC_{i,j}(t) + \Delta S \bar{O}C_{i,j} \left[\eta_{i,j}^c u_{i,j}^{Bc}(t) - \frac{u_{i,j}^{Bd}(t)}{\eta_{i,j}^d} \right] \\ E_i^B(t) = \bar{E}_{i,j}^B [u_{i,j}^{Bc}(t) - u_{i,j}^{Bd}(t)] \end{cases} \quad (3)$$

SOC 的基础是以 kWh 为单位的额定容量。在模型中,充/放电指令是连续变量,与一些现有的将其视为二进制变量的工作相反。这是因为本文假设在 ESS 中安装了适当的能源管理系统,以增加其能源输出的灵活性。

(2) HVAC。HVAC 是需求响应中一种重要的柔性负载。典型的暖通空调系统通常包括空气处理机组、冷却器和可变风量箱,因此其既有冷却功能,也有加热功能。本文所采用的模型适用于直接负荷控制优化问题公式^[14], 节点上第 j 个 HVAC 的状态模型如下所示:

$$\begin{cases} T_{i,j}^H(t+1) = \alpha T_{i,j}^H(t) + (1-\alpha) [T_{i,j}^A(t) + T_{i,j}^H(t)] \\ T_{i,j}^H(t) = R \Delta E^H [u_{i,j}^{Hh}(t) - u_{i,j}^{Hc}(t)] \\ E_{i,j}^H(t) = (1-\alpha) \Delta E^H [u_{i,j}^{Hh}(t) + u_{i,j}^{Hc}(t)] \end{cases} \quad (4)$$

式中: a 为系数, $a = e^{-\Delta t / (CR)}$, R 和 C 分别为热阻和电容, Δt 为时间步长; ΔE^H 为表示能量传输速率的常数。

该模型描述了环境温度和 HVAC 系统对室内温度的影响。在没有任何控制的情况下,室内温度最终会收敛至室外温度 $T_{i,j}^A$ 。与文献[14]不同,本文模型允许 $u_{i,j}^H(t)$ 作为连续变量,并将冷却和加热控制分开。因此,其可以模拟不同的温度设置,而不是开/关操作。

(3) PEV。PEV 在接通电源且充电不完全时可控,当切断电源或充满电时不可控,其行为采用二维线性模型来描述。

第 j 个 PEV 模型的状态变量为 $[R_{i,j}^C(t), R_{i,j}^W(t)]^T$, 其中 $R_{i,j}^C(t)$ 表示完成充电任务的最小剩余时间, $R_{i,j}^W(t)$ 表示推迟充电的最大剩余时间。控制变量表示充电或等待的命令, $u_{i,j}^V(t) = [u_{i,j}^{RC}(t), u_{i,j}^{RW}(t)]^T \in [0, 1]$, 其中 $u_{i,j}^{RC}(t)$ 为充电, $u_{i,j}^{RW}(t)$ 为等待, $[0, 1]$ 表示两个元素具有相同的域 $[0, 1]$ 。其中, $u_{i,j}^{RC}(t) + u_{i,j}^{RW}(t) = 1$, 因为车辆不能同时充电和保持怠速。例如,如果 $u_{i,j}^{RC}(t) = 1$, 则 PEV 对应的时间步长需收费。根据上述定义的变量和参数, PEV 的状态模型如下所示:

$$\begin{cases} R_{i,j}^C(t+1) = R_{i,j}^C(t) - u_{i,j}^{RC}(t) \\ R_{i,j}^W(t+1) = R_{i,j}^W(t) - u_{i,j}^{RW}(t) \\ E_{i,j}^V(t) = \bar{E}_{i,j}^V u_{i,j}^{RC}(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中:输出变量 $E_{i,j}^V(t)$ 为 t 时 PEV 的能耗; $\bar{E}_{i,j}^V$ 为一个时间步长内的最大能耗。

(4) 总体模型。基本负荷和光伏发电通常是不可控的,因此将其综合能量输出分别表示为 $E_i^L(t)$ 和 $E_i^{PV}(t)$ 。式(3)、式(4)和式(5)的模型都是类似结构的离散时间线性模型,每个控制变量都定义在 $[0, 1]$ 上。由于这一特点,其性能可以更紧凑地表示:

$$\begin{cases} x_i(t+1) = A_i x_i(t) + B_{2i} u_i(t) + B_{1i} w_i(t) \\ y_i(t) = D_{2i}^T u_i(t) + D_{1i}^T w_i(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中:基本负荷和光伏发电量包含在系统扰动变量 w_i 中;输出 $y_i \in R$ 是一个标量,表示节点 i 处的总能量消耗;系数矩阵可以很容易地从各个模型中获得。

2.2 含 DREL 的配电网优化调度模型

基于式(6)的模型,以总运行利益最大化为目标,针对 DREL 对分时电价响应进行模拟,寻求最优决策。初始化时间步长的优化范围为 N ,即 $T = \{0, \dots, N-1\}$,优化问题如下所示:

$$\begin{cases} \min \sum_{t=0}^{N-1} c(t)y_i(t) \\ \text{s. t. } x_i(t+1) = A_i x_i(t) + B_{2i} u_i(t) + B_{1i} w_i(t) \\ y_i(t) = D_{2i}^T u_i(t) + D_{1i}^T w_i(t), x_i(0) = x_i^0 \\ u_i^B(t) \in [0, 1]2n^B, x_i^B(t) \in [\bar{x}_i^B, \tilde{x}_i^B], \\ x_i^B(N) = x_i^{BN} \\ u_i^H(t) \in [0, 1]2n^H, x_i^H(t) \in [\bar{x}_i^H, \tilde{x}_i^H] \\ u_i^V(t) \in [0, 1]2n^V, u_i^{RC}(t) + u_i^{RW}(t) = 1 \\ u_i^{RC}(t) \leq R_i^C(t), u_i^{RC}(t) \geq 1 - R_i^W(t) \\ u_{i,j}^{RC}(t) = 0 \\ \forall t > \min\{N, R_{i,j}^C(0) + R_{i,j}^W(0)\}, j = 1, \dots, n^V \\ y_i(t) \in [\bar{y}_i(t), \tilde{y}_i(t)], t \in \tau \end{cases} \quad (7)$$

参数 $c(t)$ 表示 t 时刻的分时电价,目标函数旨在最小化用能成本。约束包含系统模型、初始条件、POI 功率限制以及 DER 的各个操作约束,同时确保在整个优化范围内尊重用户偏好。ESS 约束包括 ESS 能量输出和 SOC 约束;HVAC 约束包括 HVAC 能耗和室温的限制;PEV 约束确保 PEV 不能同时充电和等待。除了动力系统参数外,问题的参数还包括 x_i^0, w_i 和 c 。

2.3 伪测量数据集

在实际背景下,上述模型部分参数的准确性可能未知,本文采用基于场景的方法来解决这个问题。假设系统运营商知道分时电价,并大致了解参数的变化范围。例如,用有效的数据驱动系统识别工具将节点功率输出数据分解为单个系统参数^[15]。

为便于分析,采用以下紧凑形式表示式(7):

$$\min c^T y_i, \text{ s. t. } \bar{A} y_i \leq \bar{b} \quad (8)$$

式中: \bar{A} 和 \bar{b} 为该问题的复合参数; $y_i = [y_i(0), \dots, y_i(N-1)]^T$ 为 POI 输出。

假设 \bar{A} 和 \bar{b} 未知,但其遵循给定的概率分布。采用抽样方法可以得到未知参数的 N^S 分布,其代表了一个具有不同 DREL 规范的潜在场景。最终将参数代入式(8)即可。因此,可以获得所选第 k 个方案的 POI 输出剖面。每个时间步长下均可获得一个 DREL 剖面数据集如下: $Y_i(c, t) = \{y_i^1(t), \dots, y_i^{N^S}(t)\}$ 。

2.4 伪测量的统计特性

在此简要举例说明如何生成伪测量值并将其集成至状态估计问题中。假设当前已经获得了常规负荷或 DREL 的数据集,首先使用文献[16]中所述的 GMM 近似和混合还原方法,用 GMM 模拟其分布。使每个 GMM 分量都是一元高斯分布,相关分量可以合并成簇。然后对于时间步长 t ,使用 $y_i(t)$ 的期望值作为伪测量值。伪测量的方差通过从 GMM 推导等效高斯分布来获得。伪测量用于构造式(1)中的向量 z ;方差用于获得权重矩阵 W ,使 W 是一个对角线矩阵,其对角线数值为测量值相应方差的倒数^[17]。图 1 给出了使用上述方法在 IEEE 123 节点系统中节点 63 处的 GMM 近似负载分布的示例。从图中可以看出,其可很好地代表原始分布。

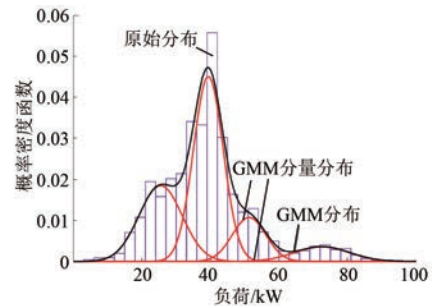


图 1 IEEE 123 节点系统节点 63 处负载分布的 GMM 近似示例

3 算例分析

本节使用基于真实数据的仿真案例来证明所提方法的有效性。案例研究基于三相不平衡 IEEE 123 节点系统,该系统有 197 条电源线和 91 个负载^[18],其已被广泛用作检测状态估计。

3.1 设计

假设系统中安装了 18 个电流传感器,变电站中安装了一个电压传感器,用来测量真实数据。此外,DREL 接入其中 10 个节点,如图 2 所示,DREL 渗透率为 15%。DREL 的可用实际测量值和位置如表 1 所示,其中 I_{i-j} 代表连接节点 i 和 j 的支路电流。在本研究中,电流测量值是三相电流的实部和虚部,电压测量值是变电站变压器出线端的三相电压幅值和相角。假设实际测量值具有 3% 误差的标准偏差,除连接节点 18-135 和 54-94 的开关外,所有其他开关均闭合。

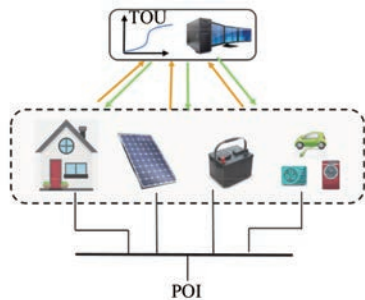


图 2 DREL 接入节点示意

表 1 实际测量值和 DREL 接入点

实测值	DREL 接入点
V_{150}	节点 1.1、节点 11.1
$I_{1-2}、I_{3-4}、I_{5-6}、I_{7-8}、I_{8-13}$	节点 22.2、节点 30.3
$I_{15-16}、I_{18-21}、I_{23-25}、I_{26-27}、I_{26-31}$	节点 37.1、节点 48.3
$I_{36-38}、I_{40-41}、I_{44-45}、I_{51-151}、I_{65-66}$	节点 49.2、节点 76.1
$I_{74-75}、I_{78-80}、I_{91-93}$	节点 88.1、节点 98.1

首先,从 PEV 或常规车辆的历史数据中获取 PEV 充电行为。本文利用 2017 年全国家庭旅游调查(NHTS)数据对此进行了举例说明。NHTS 数据记录了匿名用户的每日旅行历史。虽然其未指定用户是否驾驶 PEV,但可以提取有用的信息来表示 PEV 行为。例如,其记录了用户最后一次回家的时间和离开的时间。这些数据用于确定充电事件开始和结束时间的概率分布。其次,对于与天气相关的信息,如温度和光伏发电数据,可采用易取得的天气报告或测量工具。例如,太阳辐射信息通常可从光伏板的测量设备获得,并可用于估计某一地区的光伏发电量。本案例使用了国家可再生能源实验室太阳辐射研究实验室的光伏发电剖面图^[19]。

此外,使用实际用户数据生成基本负荷功耗曲线。本文主要考虑了 7 类分布负荷,分别为有热负荷和无热负荷的单户住宅负荷、多户住宅负荷,商业负荷,日用电量小于 100 kWh 的非居民负荷和日用电量在 100~400 kWh 之间的非居民负荷。这 7 类典型功率分布如图 3 所示。其中,负载为 100~400 kWh 的日用电量可能代表一些办公室负荷,因为其工作日的用电高峰发生在一天中间,而周末的情况则要平坦得多。假设系统中的每个节点都有一个随时间变化的负荷曲线。图 4 展示了 4 种负荷分布,其中每种负荷的平均功率为 105 kW,但组成不同,具体如表 2 所示。分时电价为从电力市场获得的实时电价信号,由此可以获得式(7)目标中的所有参数。图 5

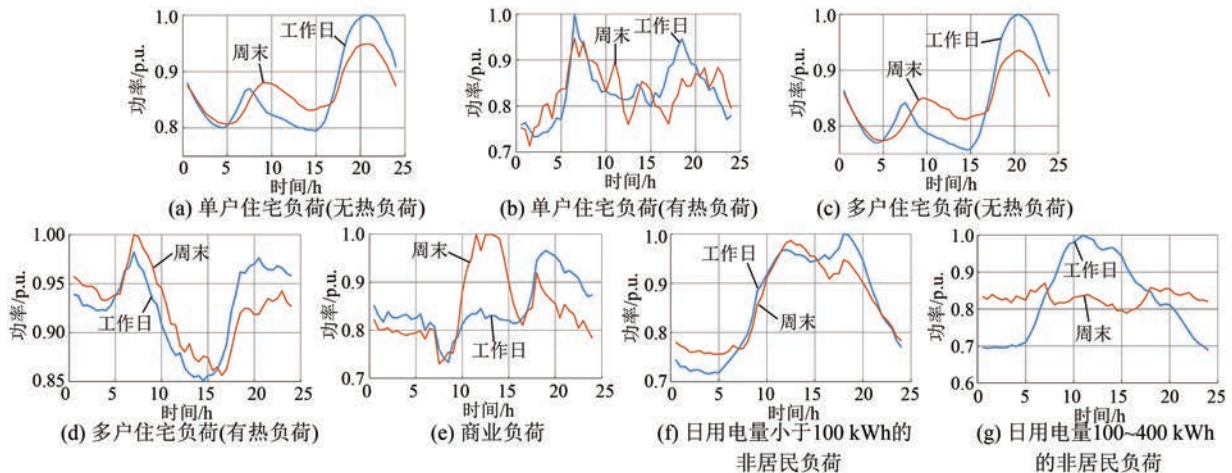


图 3 不同用户日功率分布图

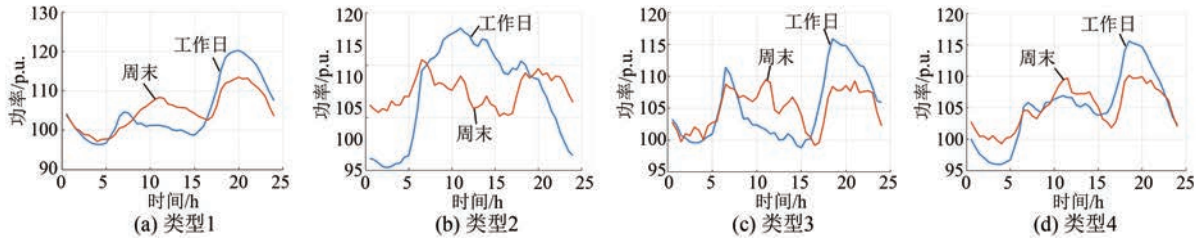


图4 不同类型负荷分布曲线

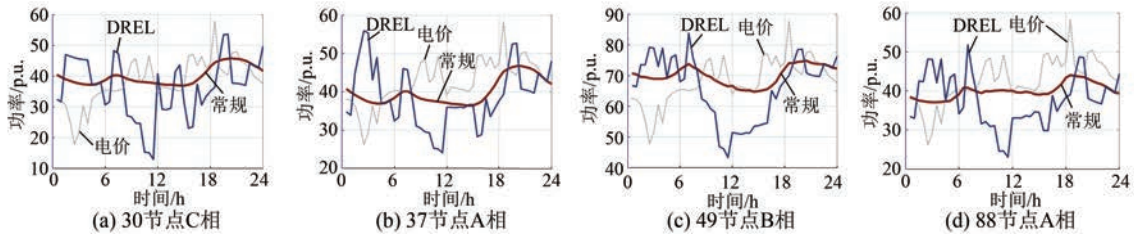


图5 DREL 和常规负荷曲线的样本

表2 76节点A相4种类型负荷

分类	单用户/%	多用户/%	单用户(有热负荷)/%	多用户(有热负荷)/%	仅 kWh/%	0~100 kWh/%	100~400 kWh/%
类型1	40	30	10	0	10	10	0
类型2	10	0	30	0	0	0	60
类型3	10	10	30	30	20	0	0
类型4	14	14	15	14	14	14	15

为 DREL 和常规负载剖面的样本。从图中可以看出, DREL 具有更多的可调节性, 并且与常规剖面有很大的偏差。这表明 DREL 会根据能源价格改变输出以降低成本, 其消耗模式不同于传统负载。采用采样数据生成伪测量值帮助系统进行状态估计。此外, 未知参数包括 ESS 的初始 SOC、PEV 充电时间、PEV 所需能量、HVAC 初始温度、基本负载和光伏发电。

本文主要考虑具有真实功率响应的 DREL, 并使每个节点的功率因数保持恒定, 这与 IEEE 123 节点系统手册中提供的功率因数相同^[14]。在这个假设下, 当获得真实功率分布的采样时, 也可以直接找到无功功率分布。此外, 无功功率的分布与实际功率的分布相似。所提出的伪测量表征方法的总体思路可以应用于 DSSE 的应用, DREL 也可以响应其他时变操作信号, 例如无功功率需求响应信号或电压调节。

3.2 算例 1

首先检验所提方案的准确性。此处将可用数据分为两组: 一组是状态估计器已知的, 视为历史

数据; 另一组则为未知的, 用于测试。前一组数据用于生成伪测量值, 后一组数据在测试中作为实际数据处理。利用所提方法获得了电压幅值和相角的估计值, 如图 6 所示。从图中可以看到, 使用所提方案可以准确估计电压幅值和相角。此外, 全天的状态估计精度水平保持不变。在 1 000 组统计试验中, 均方根误差 (RMSE) 为 2.08%。图 7 和图 8 所示分别为试验电压幅值和相角的平均绝对误差 (MAE), 体现了本文方法估计的精度。

在训练过程中重复以下随机试验: (1) 对所有未知参数进行采样; (2) 将采样参数插入优化问题中, 求解问题以找到最优解, 即估计的能量输出曲线; (3) 将估计轮廓纳入先前获得的估计数据集, 并计算 CV, 如果 CV 达到规定的阈值 (1×10^{-4}) 则停止采样程序, 输出 GMM; 否则继续迭代上述过程。

3.3 算例 2

本小节将常规方案与所提方案进行比较。仿真结果表明, 所提方法具有更好的估计精度 (RMSE 分别为 5.78%、2.08%), 证明所提方法可

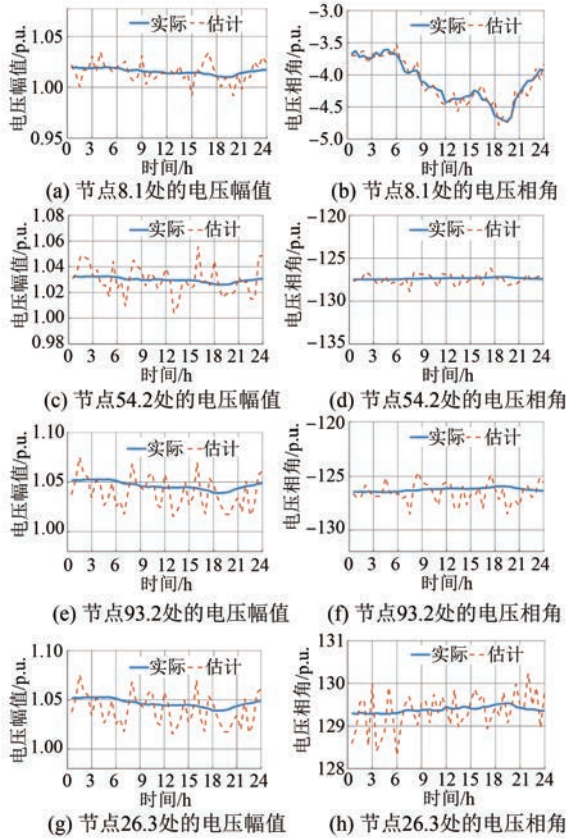


图6 各节点电压幅值、相角的实际和估计结果

以更好地模拟 DREL 对电价变化的响应。

为了更准确地体现 DREL 对电价的反应,提取定价节点的边际定价(LMP)一年的数据。采用高斯分布拟合历史数据。然后使用期望值作为伪测量,并使用方差调整权重矩阵。与所提方案类似,其可通过求解加权最小二乘问题来找到估计的状态。将基于新基准的状态估计结果与所提方案结果进行比较。从图9中可以看出,估计值与实际值并非很好地近似,因为当年能源价格与前一年的平均能源价格不同,如图10所示。最终结果显示,常规方案的RMSE为5.78%,而所提方案的RMSE为2.08%。

造成这种差异的一个原因是所提方案在估计DREL行为时明确考虑了当前电价的变化。因此,其可以更好地捕捉DREL对电价的响应。

3.4 敏感性研究

最后研究DREL渗透率和参数对估计精度的影响。前述案例研究中假设DREL渗透水平约为15%。本小节进一步考虑以下场景:除原有的10

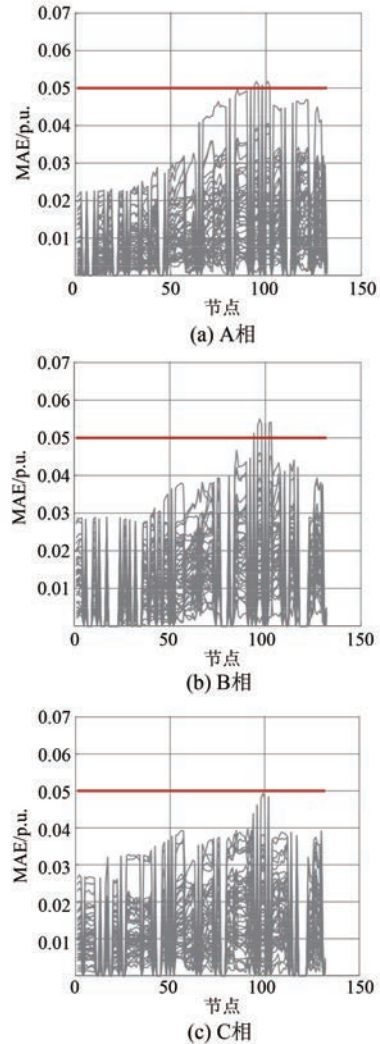


图7 电压幅值 MAE

辆公交车外,DREL还包括5、20、30、50辆公交车这4个场景。其分别占总需求的5.7%、26.4%、37.9%和45.8%。对每个场景进行两组模拟,每组模拟1000次,一组应用所提方案,另一种使用常规方案,其中基于DREL历史数据生成伪测量值。最终的RMSE如表3所示。可见,随着DREL渗透率的提高,所提方案和常规方案的估计误差总体上都会增加。这表明DREL的渗透率会影响估计精度。对于状态估计器来说,探究增加的可变性可能更困难。因此,估计精度受到影响。然而,本文所提方案在所有考虑的渗透率下都优于常规方案,显示了其优越性。

此外,本文还对DREL模型中的参数进行了敏感性研究。在之前的案例研究中,假设SOC的界限已知,并将其设置为[0.1,0.9]。在敏感性研

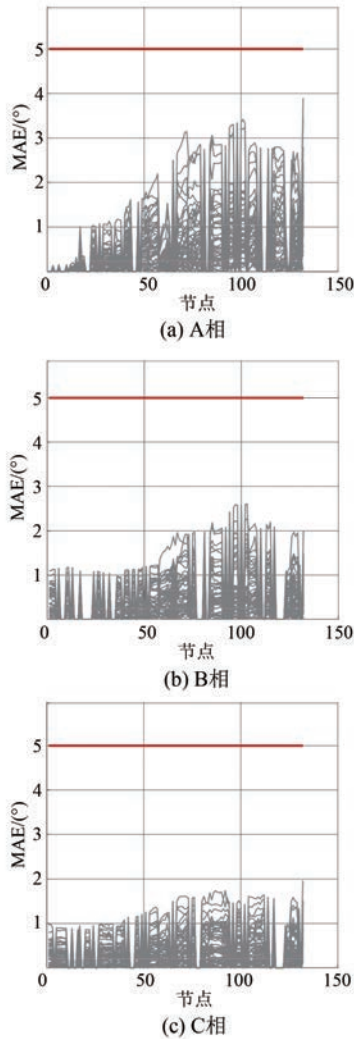


图8 电压相角 MAE

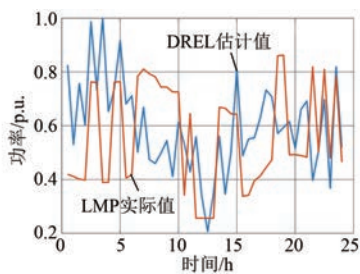


图9 估计和实际 DREL 功率曲线

表3 不同 DREL 渗透率下的估计精度

DREL 节点	所提方案 RMSE/%	常规方案 RMSE/%
5	1.01	1.11
10	2.08	5.78
20	2.19	5.91
30	2.27	6.21
50	2.48	6.92

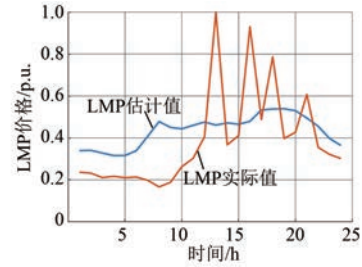


图10 估计和实际 LMP 价格曲线

究中,仍然假设 DREL 模型中的 SOC 界限为 $[0.1, 0.9]$ 。同时,设置如下场景,即实际 SOC 界限分别为 $[0.1, 0.9]$ 、 $[0.05, 0.95]$ 、 $[0.15, 0.85]$ 、 $[0.2, 0.8]$ 、 $[0.3, 0.7]$ 和 $[0.45, 0.55]$ 。对于每个场景进行 1 000 次模拟试验,以获得 RMSE。结果如表 4 所示。其中,第一行为实际 SOC 界限与模型中使用的界限相匹配的场景。可以看出,当估计的 SOC 界限与实际 SOC 界限的差异相对较小时,估计精度是合理的。当差异太大时,估计结果变得极为不准确。对于每个 DREL 连接的节点,配置了 4~8 个 ESS;每个 ESS 的容量为 20 kWh。在 IEEE 123 节点系统中,许多节点的实际注入功率为 40 kW 或以下,因此对估计 SOC 界限的 ± 0.2 的扰动是非常重要的。

表4 对 SOC 界限扰动的敏感性

实际 SOC 界限	RMSE/%
$[0.1-0.9]$	2.08
$[0.05-0.95]$	2.11
$[0.15-0.85]$	2.25
$[0.2-0.8]$	2.74
$[0.3-0.7]$	5.76
$[0.45-0.55]$	33.6

此外,虽然所提方案可以在适度的 DREL 建模误差下获得相当好的估计结果,但如果可以使用更精确的 DREL 模型,估计精度可以提高。

4 结 语

在“双碳”背景下,配电网 DREL 不断增多,本文提出了一种改进的 DSSE 算法。针对 DREL 新特征所带来的问题,该算法采用了一种在线伪测量法进行处理。所提方法首先建立优化模型来模拟 DREL 的利益相关决策机制。其次将 DREL

的不确定性相关因素设为模型的未知参数。然后使用随机优化技术来进行优化。最后通过算例得出以下结论:

(1) 所提方案考虑了 DREL 对电价响应,能够输出更为精确的状态估计结果;

(2) 所提方案是具有普适性的,能够推广至响应与电网服务相关的应用中,如电压支持、频率支持、旋转备用等。

【参考文献】

- [1] 李建林,方知进,谭宇良,等. 电化学储能系统在整县制屋顶光伏中应用前景分析[J]. 太阳能学报, 2022,43(4): 1.
- [2] 田家辉,梁栋,葛磊蛟,等. 面向高精度状态感知的配电系统微型同步相量测量单元优化配置[J]. 电网技术, 2019,43(7): 2235.
- [3] SCHWEPPE F C, WILDES J. Power system static-state estimation, part i: exact model [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1970, 89(1): 120.
- [4] 黄德志. 不对称配电网三相潮流与状态估计方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
- [5] 陈艳波,郑顺林,杨宁,等. 基于加权最小绝对值的电一气综合能源系统抗差状态估计[J]. 电力系统自动化, 2019,43(13): 61.
- [6] 杨耿杰,韦先灿,高伟. 基于改进动态线损估计法的超差智能电表识别[J]. 电网技术, 2022,46(9): 3662.
- [7] 徐艳春,刘晓明,席磊,等. 改进双因子抗差贝叶斯估计在区域配网状态估计中的性能分析[J]. 中国电机工程学报, 2021,41(14): 4879.
- [8] 刘艳萍,李欣,曾顺奇,等. 面向区间状态估计的配电系统 PMU 优化配置[J]. 南方电网技术, 2021, 15(7): 67.
- [9] 王中敏,李振东,王琳,等. 基于智能计量系统的配电网监测与状态估计方法研究[J/OL]. 电测与仪表, 2022. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220623.1635.005.html>.
- [10] 夏添梁,张玉敏,杨明,等. 联合长短期记忆神经网络和粒子滤波的配电网预测辅助鲁棒状态估计方法[J]. 高电压技术, 2022,48(4): 1343.
- [11] 黄哲洙,金鹏,王洋,等. 含光伏发电的配电网分布式状态估计方法[J]. 太阳能学报, 2021,42(7): 167.
- [12] DEHGHANPOUR K, YUAN Y, WANG Z, et al. A game-theoretic data-driven approach for pseudo-measurement generation in distribution system state estimation [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019,10(6): 5942.
- [13] 吴升涛. 配电网状态估计研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.
- [14] MORTENSEN R E, HAGGERTY K P. A stochastic computer model for heating and cooling loads [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1988,3(3): 1213.
- [15] AHMADI H, MARTI J R. Load decomposition at smart meters level using eigenloads approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015,30(6): 3425.
- [16] 肖斐. 含多微网主动配电系统运行态势感知关键技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
- [17] DEHGHANPOUR K, WANG Z, WANG J, et al. A survey on state estimation techniques and challenges in smart distribution systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019,10(2): 2312.
- [18] IEEE. IEEE 123 Bus Feeder. [EB/OL]. (2013-07-11) [2022-06-15]. <https://site.ieee.org/pes-testfeeders>.
- [19] NREL Solar Radiation Research Laboratory. Baseline Measurement System [EB/OL]. (2020-12-07) [2022-06-15]. <https://midcdmz.nrel.gov/apps/sitehome.pl?site=BMS>.



扫码关注
《电机与控制应用》
微信公众号

