

基于联邦学习的综合能源系统集成需求响应机制

郭光华¹, 亓新宏¹, 王瑞琪¹, 樊相臣¹, 程浩原², 艾 芊², 孙树敏³, 邢家维³

(1. 国网山东综合能源服务有限公司, 山东 济南 250001;

2. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240;

3. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250002)

摘要:随着能源集成技术的发展,需求响应已经逐渐进化到集成需求响应(IDR),同时用户对于隐私保护的关注也日益增长。针对拥有冷热电设备和负荷的配电网侧综合能源系统,建立了多能源耦合交互模型,以反映不同能源消费行为之间的相互影响,并以运行成本最低为目标,以设备出力特性和多能源负荷特性为约束,设计了IDR优化模型。为了保护用户隐私,提出了联邦学习(FL)架构,重写IDR模型并将其置于该FL架构中进行迭代计算。仿真结果表明所提计算方法与不考虑耦合的传统需求响应方案相比,具有较好的成本优势;与其他分布式需求响应算法相比,计算效率也有所提升。

关键词:综合能源系统;多能源耦合;集成需求响应;成本优化;联邦学习

中图分类号:TM732

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202301009

0 引言

可再生能源和不断变化的用能需求给电力系统调度带来了日益复杂的问题,围绕运行产生的不确定性也在日益增加,所以使用先进的工具和思想来确保运行的可靠性变得至关重要。在这一背景下,近年来数据驱动思想将模型和机器学习相结合,致力于在摆脱物理系统建模复杂性的同时,产生对系统较好的认知效果^[1]。在多能系统中,由于海量用户数据的产生和用户用能需求的多样化,应设计一个基于数据驱动的协同交互模型来实现某些传统目标,例如削峰填谷、可再生能源消纳等。

目前,热电联产和集成技术的发展促进了从单一化智能电网的需求响应到综合能源系统中的集成需求响应(integrated demand response, IDR)的演变^[2]。与电力需求类似,如果给予适当的激励,则用户的能源需求也是可调节的,因此,合理的IDR机制成为鼓励多能主体交互、实现综合能源管理和优化资源配置的重要途径。迄今为止,传统需求响应策略和机制已经得到深入研究,例如经济运行^[3]、系统频率调节^[4]、拥塞管理^[5]等,然而,这些研究主要集中在灵活电力需求的调度方面,例如对可中断负载的控制。而且随着多能系统试点项目的增加,基于多能系统的IDR将成为削峰填谷的普遍形式,这也预示着交互信息量将急剧攀升,用户对隐私的重视程度也日益增加^[6]。所以本文将从IDR角度出发,

展开侧重于隐私保护的多能源系统协同交互模式的探索。

关于集成能源系统中IDR相关技术的发展,文献[7]提出了一种考虑需求响应的虚拟电厂调度框架,该框架能够使冷热电联产(combined cooling, heating and power, CCHP)参与IDR运行。文献[8]提出了一种两阶段协调运行方法来协调CCHP和基于价格型需求响应的柔性电热负荷。文献[9]提出了一种电力和燃气网络的双层协调模型。然而,这些研究认为CCHP必须和柔性负荷相配合才能实现最优化,而并没有考虑前者独自承担IDR调度目标的可能性。在该现状下,已有一部分学者试图研究CCHP在需求响应方面的应用,并得出了一些有价值的结论^[10-13],这些研究在不同能源系统之间的需求响应运营方面进行了较为良好的探索,关注了多能系统中的经济优化,但在优化过程中均采用了传输用户完整信息的方式。所以当资源数量较多时,信息通路压力陡增,控制中心将难以充分整合所有资源的特性,使得传统的集中控制模式效率低下且导致控制对象不精准^[14],从而极大地抑制了冷热电资源参与市场活动的积极性。

为了保证多能系统控制效率,缓解信息压力且保护用户隐私,基于数据驱动的联邦学习(federated learning, FL)因其在分布式学习和隐私保护方面的优势而受到越来越多的关注^[15]。本文基于所建立的用户多能源需求的耦合模型,提出使用基于数据驱动的FL架构来解决IDR调度问题,该IDR问题以最小化总调度成本为目标,在保护隐私和缓解信息通路压力的前提下,实现多能系统的需求交互模型运行的总调度成本最优,以期海量灵活综合能源的需求响应提供全新的解决方案。

收稿日期:2022-06-07;修回日期:2022-12-15

在线出版日期:2023-01-11

基金项目:山东省重大科技创新工程资助项目(2019JZZY010903)

Project supported by the Major Scientific and Technological Innovation Project in Shandong Province(2019JZZY010903)

1 FL基本模式

FL的特点是其可以被用来保护用户数据的隐私,但其和大数据、数据挖掘领域中常用的隐私保护理论(差分隐私保护、k-匿名、l-多样化等)还是有较大差别。首先FL与传统隐私保护方法的原理不同,FL通过加密机制下的参数交换方式保护数据隐私,加密手段包括同态加密(homomorphic encryption, HE)等。与差分隐私保护不同,其数据和模型本身不会进行传输,因此在数据层面上不存在泄露的可能,也不违反更严格的数据保护法案如通用数据保护条例(general data protection regulation, GDPR)等。而差分隐私保护、k-匿名、l-多样化等方法都是通过向数据里加噪声,或者采用概括化的方法模糊某些敏感属性,直到第三方不能区分个体为止,从而以较高的概率使数据无法被还原,以此来保护用户隐私,但本质上还是进行了原数据的传输,存在着潜在的被攻击的可能性,并且在诸如GDPR等更严格的数据保护法案下这种数据隐私的保护方式可能不再适用。所以,FL是对用户数据隐私保护更为有力的手段。

FL可以在执行全局训练的同时将训练数据本地保存在客户端。参与训练的客户端设备将根据其原始数据更新本地模型,然后将其发送到中央参数服务器(central parameter server, CPS)以更新全局模型。CPS既不能控制或修改客户端的原始数据,也不负责维护和保护客户端的原始数据。在学习过程中,客户端通过HE机制将本地数据的特征参数上传到CPS^[16]。CPS收到数据后,对加密后的数据进行聚合,然后将结果返回给每个客户端,每个客户端据此更新自己的本地模型。与传统的分布式机器学习架构不同,FL下的用户对本地数据拥有绝对的自主权,可以决定是否参与某个FL进程。此外,与区块链架构不同的是FL下的用户不会以任何形式将完整的本地数据存储在CPS上。这与本文对数据安全和缓解信息通路压力的追求是一致的。此外,训练结果的收敛性由FL主体的目标函数的凹凸性质和FL所使用的梯度下降算法的收敛性保证,主体目标函数的凹凸性质将在第3节中定义和证明。

2 配电侧用户多能源需求模型

2.1 综合能源系统内部耦合关系建模

本文研究的集成能源系统是基于CCHP的区域热力系统和电力系统的组合,为消费者供电、供暖和制冷。该系统涉及新能源发电机组、输电基础设施和多能负荷,与区域电力系统之间最显著的区别在于多种能源的发电和消费的相互影响,这也带来了供给侧和需求侧的耦合关系^[17]。

能源发电机组可分为3类,即纯电单元、纯热单元和热电联产单元。热电联产单元通常是指CCHP,其发电和产热根据运行方式耦合。纯热单元通常是指燃气炉。一般而言,综合能源系统供给侧的耦合关系可以用能源枢纽(energy hub, EH)模型来描述,如式(1)所示。

$$\begin{bmatrix} P_{out}^e \\ P_{out}^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \eta_T & \omega_1 \eta_{MT}^e \\ 0 & (1-\omega_1) \eta_F + \omega_1 \eta_{MT}^g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{in}^e \\ P_{in}^g \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: ω_1 为微型涡轮机消耗的气体比率; P_{out}^e 和 P_{out}^h 分别为EH的电力和热力功率输出; P_{in}^e 和 P_{in}^g 分别为EH的电力功率和天然气输入; η_T 和 η_F 分别为变压器和燃气炉的效率; η_{MT}^e 和 η_{MT}^g 分别为微型涡轮机的电效率和热效率。结合吸收式制冷提供的冷却功率,扩展的EH模型可以修改为式(2)^[18]。从中可以很容易地推断,热力和冷力发电量的增加也可能导致电力的增加,反之亦然。

$$\begin{bmatrix} P_{out}^e \\ P_{out}^h \\ P_{out}^q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \eta_T & \omega_1 \eta_{MT}^e \\ 0 & (1-\omega_2) [(1-\omega_1) \eta_F + \omega_1 \eta_{MT}^g] \\ 0 & \omega_2 \sigma_{hq} [(1-\omega_1) \eta_F + \omega_1 \eta_{MT}^g] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{in}^e \\ P_{in}^g \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: ω_2 为制冷产生的热量消耗比; σ_{hq} 为制冷效率; P_{out}^q 为EH的冷功率输出。

2.2 集成能源系统IDR设计

需求侧也存在耦合关系,因为一些负荷消耗不止一种能源(如既消耗电力又消耗热力),所以,这些负荷的用能行为将导致电力需求和热量需求上升;另一方面,不同能源之间也存在替代效应,例如,当CCHP产生的热量更便宜时,直接供热可以替代电锅炉,从而减少用电负荷,所以有时随着对一种能源的需求发生变化,对另一种能源的需求也会发生变化。此外,一种能源价格的变化也会影响对其他能源的需求,关于多能源需求耦合关系的更多细节将在下文中讨论。

根据以上分析,可以设计基于普通需求响应的有2种交互模式的IDR机制,并可以通过直接和/或间接方式实现电力负荷的削减,分别如下:①直接削减负荷,通过提供激励来刺激消费者减少部分负荷,这也是最常见的措施;②多能需求耦合,一些用户的用电负荷随着其对冷热需求的增加而下降,所以IDR可以鼓励增加冷热需求以削减负荷。下文建立的IDR模型将使用第2点所述IDR激励机制。

在以往的研究方法中,一般会假设每个区域大负荷中都有一个负荷聚集商或者本地系统运营商(local system operator, LSO)负责IDR的实施,即确定调度计划并协调消费者、CCHP之间的交互及其与LSO之间的交互。在市场机制中,LSO通过竞标获得储备等辅助服务,而在规范机制中,LSO受上层独立系统运营商(independent system operator, ISO)

的控制,具体流程如下。

1) LSO 进行日前负荷预测,并将其报告给 ISO,或投标进入电力市场。

2) LSO 从 ISO 或市场出清结果中获取负荷削减指数。

3) LSO 通过求解 IDR 优化模型确定调度计划,并将结果告知消费者和 CCHP。

4) 若任何消费者或 CCHP 不能按指示做出响应,则 LSO 将重新安排调度计划;否则,将执行响应。

5) 次日,消费者在指定时间内调整能源需求,要么降低用电负荷,要么增加冷热负荷。CCHP 相应地调整其能源生产以平衡负载,同时集成能源系统的净负荷将按计划削减。

可以看出,在此流程下,LSO 和用户的信息在网络中是以原数据的方式上传,存在潜在的被攻击风险,而且在信息量较大时,还会造成网络堵塞。本文第 3 节将在此流程的基础上引入 FL 算法,解决网络安全和堵塞问题。

2.3 IDR 优化模型建立

IDR 的目标是最小化激励成本、供暖成本和制冷成本之和(下文统称为运行成本 C_{sum}),可描述如下:

$$\min C_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (C_{i,t}^{\text{IL}} + \rho_h \Delta L_{i,t}^h + \rho_q \Delta L_{i,t}^q + C_{L,t}) \quad (3)$$

式中: i 为 LSO 编号; n 为 LSO 数量; t 为小时数; T 为研究周期(时间尺度为 1 h); $C_{i,t}^{\text{IL}}$ 为激励成本; ρ_h 和 ρ_q 分别为电-热和电-冷的成本耦合系数; $\Delta L_{i,t}^h$ 和 $\Delta L_{i,t}^q$ 分别为因 IDR 而发生变化的热功率和冷功率; $C_{L,t}$ 为由机组启停等行为造成的损耗成本。由 2.2 节分析可知,每个 LSO 和 ISO 的利益一致,故该问题转化为了最优化每个 LSO 的成本之和。

设 α_i 和 β_i 为用户侧的激励成本系数, $\Delta L_{i,t}^{\text{ee}}$ 为因电力激励而发生变化的电力负荷功率值,则激励成本可以用如下表达式描述:

$$C_{i,t}^{\text{IL}} = \alpha_i (\Delta L_{i,t}^{\text{ee}})^2 + \beta_i \Delta L_{i,t}^{\text{ee}} \quad (4)$$

此外,热功率、冷功率和电功率的变化量表示如下:

$$\Delta L_{i,t}^x = \Delta L_{i,t}^{\text{hh}} + \Delta L_{i,t}^{\text{he}} + \Delta L_{i,t}^{\text{xe}} + \Delta L_{i,t}^{\text{xq}} \quad (5)$$

式中: $\Delta L_{i,t}^x$ 、 $\Delta L_{i,t}^{\text{xy}} (x, y \in \{e, h, q\})$ 分别为各能源的功率的变化值和各能源之间的转化功率值,存在式(6)所示的关系。

$$\begin{cases} \Delta L_{i,t}^{\text{he}} = \mu_{\text{he}} \Delta L_{i,t}^e, & \Delta L_{i,t}^{\text{hq}} = \mu_{\text{hq}} \Delta L_{i,t}^q \\ \Delta L_{i,t}^{\text{qe}} = \mu_{\text{qe}} \Delta L_{i,t}^q, & \Delta L_{i,t}^{\text{qh}} = \mu_{\text{qh}} \Delta L_{i,t}^h \\ \Delta L_{i,t}^{\text{eh}} = \mu_{\text{eh}} \Delta L_{i,t}^h, & \Delta L_{i,t}^{\text{eq}} = \mu_{\text{eq}} \Delta L_{i,t}^e \end{cases} \quad (6)$$

式中: μ_{xy} 为各能源转换效率和耦合系数的乘积。所以在耦合的情况下,任何一种能源可以由 3 种能源表示,即:

$$\begin{cases} \Delta L_{i,t}^h = \Delta L_{i,t}^{\text{hh}} + \mu_{\text{he}} \Delta L_{i,t}^e + \mu_{\text{hq}} \Delta L_{i,t}^q \\ \Delta L_{i,t}^q = \Delta L_{i,t}^{\text{qq}} + \mu_{\text{qe}} \Delta L_{i,t}^e + \mu_{\text{qh}} \Delta L_{i,t}^h \\ \Delta L_{i,t}^e = \Delta L_{i,t}^{\text{ee}} + \mu_{\text{eh}} \Delta L_{i,t}^h + \mu_{\text{eq}} \Delta L_{i,t}^q \end{cases} \quad (7)$$

设 m^e 、 m^h 、 m^q 分别为集成能源系统中发电单元、供热单元和供冷单元的数量,对应的负荷数量分别为 n^e 、 n^h 、 n^q , 设 P_t^{es} 为热储能出力, $P_{j,t}^x$ 和 $\Delta P_{j,t}^x$ 分别为节点处各能源的产出功率及其变化量,则 IDR 优化模型的约束设计如下:

$$\text{s.t.} \begin{cases} \Delta L_{i,\min}^{\text{ee}} \leq \Delta L_{i,t}^{\text{ee}} \leq \Delta L_{i,\max}^{\text{ee}} \\ 0 \leq \Delta L_{i,t}^h \leq L_{i,\max}^h - L_{i,t}^h \\ 0 \leq \Delta L_{i,t}^q \leq L_{i,\max}^q - L_{i,t}^q \\ P_{j,\min}^h \leq P_{j,t}^h + \Delta P_{j,t}^h \leq P_{j,\max}^h \\ P_{j,\min}^e \leq P_{j,t}^e + \Delta P_{j,t}^e \leq P_{j,\max}^e \\ \sum_{j=1}^{m^e} (P_{j,t}^e + \Delta P_{j,t}^e) = \sum_{i=1}^{n^e} (L_{i,t}^e + \Delta L_{i,t}^e) \\ \sum_{j=1}^{m^h} (P_{j,t}^h + \Delta P_{j,t}^h) = \sum_{i=1}^{n^h} (L_{i,t}^h + \Delta L_{i,t}^h) + P_t^{\text{es}} \\ \sum_{j=1}^{m^q} (P_{j,t}^q + \Delta P_{j,t}^q) = \sum_{i=1}^{n^q} (L_{i,t}^q + \Delta L_{i,t}^q) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\Delta L_{i,\min}^{\text{ee}}$ 、 $\Delta L_{i,\max}^{\text{ee}}$ 分别为电力负荷变化量的最小值、最大值; $L_{i,\max}^h$ 、 $L_{i,\max}^q$ 分别为热负荷和冷负荷的最大值; $P_{j,\min}^h$ 、 $P_{j,\max}^h$ 和 $P_{j,\min}^e$ 、 $P_{j,\max}^e$ 分别为热力和电力产出的最小值、最大值; $L_{i,t}^x$ 为各能源的功率。式(8)中的不等式约束限制了冷热电负荷的最大最小值和冷热单元产能出力的最大最小值,等式约束描述了能量平衡约束。式(5)~(8)共同构成 IDR 模型的约束,取 $\Delta L_{i,t}^{\text{ee}}$ 为决策变量,则每轮 IDR 优化的结果随成本耦合系数和电力激励成本的变化而变化。

3 基于 FL 的 IDR 实现

3.1 引入 FL 的新优化模型

FL 的重点在于数据保护,故在本节引入新决策变量信息隐私预算,用以描述用户对隐私保护需求的大小。由此引出 FL 的训练效果因子 $P_{\text{FL},t}$, $P_{\text{FL},t}$ 越大,信息保护效果越好,需要的保护成本越高,定义如下:

$$P_{\text{FL},t} = \frac{\lambda}{2} \left\{ 1 + \exp \left[-\frac{1}{|\mathcal{H}|} \sum_{i \in \mathcal{H}} \ln \left(1 + \frac{2d\eta^2 T_{\text{FL}} L^2}{\beta_{i,t} m^2} \right) \right] \right\} \quad (9)$$

式中: $\mathcal{H}$ 为参与 FL 的个体的集合; $|\mathcal{H}|$ 为求集合 $\mathcal{H}$ 的大小; $\beta_{i,t}$ 为个体(即 LSO) i 的隐私预算; λ 为权重系数,且 $\lambda > 1$; d 为常数; m 为个体的数据集大小; L 表示所使用的损失函数为 L -smooth; T_{FL} 为训练迭代次数,一般根据数据特征设为定值; η 为训练步长。另外,定义噪声幅值 $\sigma_{i,t}$ 如下:

$$\sigma_{i,t} = \frac{L}{m} \sqrt{\frac{2T_{\text{FL}}}{\beta_{i,t}}} \quad (10)$$

联立式(9)和式(10),可知 $\sigma_{i,t}$ 越高,模型精确度

(训练效果)越差,所以更高的隐私预算意味着更高的隐私保护需求。将训练效果因子以乘以一个系数的形式加入 IDR 优化模型目标函数中,则目标函数式(3)可改写为:

$$\min C_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (C_{i,t}^{\text{LL}} + \rho_h \Delta L_{i,t}^h + \rho_q \Delta L_{i,t}^q + C_L) + \sum_{t=1}^T P_{\text{FL},t} \quad (11)$$

增加的约束条件如下:

$$\text{s.t.} \begin{cases} m > 1, m \in \mathbf{Z} \\ |\mathcal{H}| > 2 \\ 0 \leq \beta_{i,t} \leq \beta_{i,t}^{\max} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\beta_{i,t}^{\max}$ 为隐私预算最大值。联合式(8)和式(12)构成新的约束条件。由于每个 LSO 要考虑自身利益,需要在上报之前确认隐私预算;同时根据 2.2 节和 2.3 节所建立的冷热电耦合关系, IDR 的调控对象可为任意一种能源,本文设电力功率为调控对象。综上,可设 $\Delta L_{i,t}^e$ 和 $\beta_{i,t}$ 为决策变量。对新目标函数关于 2 个决策变量取偏导,结果如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial C_{\text{sum}}}{\partial \beta_{i,t}} = \frac{\alpha \lambda \exp[-\ln(\alpha/\beta_{i,t} + 1)/|\mathcal{H}| + \theta]}{2|\mathcal{H}|\beta_{i,t}^2(\alpha/\beta_{i,t} + 1)} \\ \frac{\partial C_{\text{sum}}}{\partial \Delta L_{i,t}^e} = 2\alpha_i \Delta L_{i,t}^e + \beta_i + \mu_{\text{he}} \rho_h + \mu_{\text{qe}} \rho_q \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\alpha = 2d\eta^2 T_{\text{FL}} L^2 / m^2$, 为常数; $\theta = -\ln(\alpha/\beta_{i,t} + 1)/|\mathcal{H}|$ 。再次求偏导可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial^2 C_{\text{sum}}}{\partial \beta_{i,t}^2} = -\lambda \alpha \times \exp\left\{-\ln(\alpha/\beta_{i,t} + 1)/|\mathcal{H}| + \theta \left[\frac{\alpha|\mathcal{H}| + \alpha - 2|\mathcal{H}|\beta_{i,t}}{2|\mathcal{H}|^2 \beta_{i,t}^4 (\alpha/\beta_{i,t} + 1)^2} \right]\right\} \\ \frac{\partial^2 C_{\text{sum}}}{\partial (\Delta L_{i,t}^e)^2} = 2\alpha > 0 \\ \frac{\partial^2 C_{\text{sum}}}{\partial \beta_{i,t} \partial \Delta L_{i,t}^e} = \frac{\partial^2 C_{\text{sum}}}{\partial \Delta L_{i,t}^e \partial \beta_{i,t}} = 0 \end{cases} \quad (14)$$

所以,只需使 $2\alpha_i > 0$ 且 $|\mathcal{H}|\alpha + \alpha - 2|\mathcal{H}|\beta_{i,t} \leq 0$ 时目标函数存在最小值,进一步简化后者不等式,由于通常情况对 $i \in \mathcal{H}$ 都有 $|\mathcal{H}| \geq 3$ 且 $\beta_{i,t} \geq 1$, 所以 $|\mathcal{H}|\alpha + \alpha - 2|\mathcal{H}|\beta_{i,t} \leq 0 \Leftrightarrow \alpha \leq 1$ 。

在 FL 中,只要目标函数存在最小值,FL 便可以通过梯度下降法得到最优结果,所以上述优化模型是能够在 FL 中得出最优解的,收敛性证明完毕。

3.2 基于 FL 的 IDR 算法设计

以 Facebook 等社交软件为例,这些软件均基于一个 CPS 来收集每个人观看次数最多的话题,从而 CPS 可以生成用户画像,推断该人的偏好和动机并发出对应的信息。和 Facebook 一样,FL 的 CPS 也需

要收集用户的信息,在本文所设计的集成能源系统中,CPS 应位于 ISO 处。根据 FL 的特性,出于隐私和通信效率的考虑,用户使用 HE 将自身的信息(下降梯度)映射到服务器中的加密空间。HE 下的用户和服务器的运行机制如图 1 所示,图中 $f_{\text{En}}(x^*)$ 和 $f_{\text{En}}(x)$ 为经过 HE 后的交互信息。因篇幅受限,本文不详细介绍 HE 的实现方法。

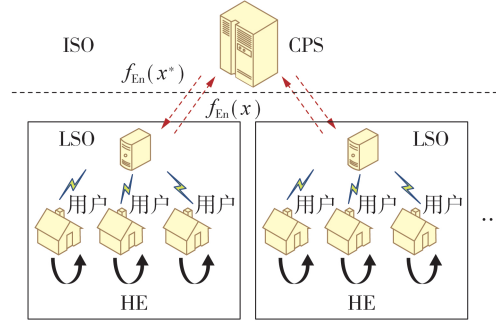


图1 用户和服务器的HE交互机制示意图

Fig.1 Schematic diagram of HE interaction mechanism between users and server

FL 的运行机制如下:每个 LSO 从 CPS 下载模型 ϑ 并使用其本地数据来训练模型;LSO 将新的权重或梯度上传到 CPS 以更新全局模型。因此, LSO_i 与数据集 $\mathbf{x}_i$ 的损失函数 $F_i(\vartheta)$ 为^[19]:

$$F_i(\vartheta) = \frac{1}{|\mathbf{x}_i|} \sum_{j \in \mathbf{x}_i} f_{i,j}(\vartheta) \quad (15)$$

式中: $f_{i,j}(\vartheta)$ 为 LSO_i 数据集 j 的损失函数。运算目标 ϑ^* 定义为通过最小化每个 LSO 的本地损失函数 $F_i(\vartheta)$ 的平均值来最优化全局损失函数 $F(\vartheta)$, 即:

$$\vartheta^* = \operatorname{argmin} F(\vartheta) = \operatorname{argmin} \frac{\sum_{i=1}^n |\mathbf{x}_i| F_i(\vartheta)}{\sum_{i=1}^n |\mathbf{x}_i|} \quad (16)$$

基于以上假设,本文将使用 Adam 算法求解 FL 问题。Adam 的特点是相较于最速下降法,增加了一阶动量和二阶动量,使得模型能够体现时空特性并有效抑制收敛过程中的振荡。算法思路为 ISO 初始化一个整体模型并下发到所有 LSO 处,每个 LSO 使用自身决策变量数据集训练该模型,训练完后将训练好的模型(各自的梯度变化量)上传至 ISO,ISO 将模型进行整合和处理后,再次下发,重复迭代多次,直到收敛。

4 算例分析

本文利用 MATLAB 进行优化编程,运行环境为 Intel Core i7-10870H CPU 2.21 GHz 处理器,内存为 32 GB RAM。使用中国北方某地区在冬季时的集成能源系统来证明本文方法的有效性,该区域有 2 个 CCHP 和 8 个大规模柔性负荷体(或负荷节点),

每个大规模柔性负荷体均由一个LSO管理。电力、供暖和制冷的典型负荷曲线如附录A图A1所示。负荷限值 $L_{i,\max}^e$ 在所有时段均为40 MW。区域供热网络拓扑图如附录A图A2所示。

消费者激励参数和需求响应负荷变化最大值如附录A表A1所示。 $\Delta L_{i,t}^{ce}$ 、 $\Delta L_{i,t}^{ch}$ 和 $\Delta L_{i,t}^{eq}$ 分别占所有消费者电力消费的50%、30%和20%, $\Delta L_{i,t}^{hh}$ 、 $\Delta L_{i,t}^{he}$ 和 $\Delta L_{i,t}^{hq}$ 分别占所有消费者热力消费的60%、30%和10%, $\Delta L_{i,t}^{qq}$ 、 $\Delta L_{i,t}^{qe}$ 和 $\Delta L_{i,t}^{qh}$ 分别占所有消费者冷力消费的70%、20%和10%。最大供电需求为6 MW,最大供暖需求和制冷需求分别为9 MW和4 MW。8个节点均有电负荷,一般地,在没有冷热电耦合的情况下,该系统每个节点电负荷在每一时段内所占该时间段内总电负荷的比例不变,并由此假设8个节点的电负荷的比例分别为20%、15%、10%、5%、20%、15%、10%、5%。对于所有节点,均有 $\mu_{qe}=\mu_{eq}=0.5$, $\mu_{qh}=\mu_{hq}=0.1$, $\mu_{eh}=\mu_{he}=0.9$ 。FL激活函数为Sigmoid函数,一阶动量参数为 $\alpha_1=0.9$,二阶动量参数为 $\alpha_2=0.99$ 。另外设电价如附录A表A2所示。

以(09:00, 10:00]时段的求解过程为例的FL收敛性见附录B图B1(a),在同一时段8个节点上的LSO运行成本的FL计算收敛过程见附录B图B1(b)。由于训练集的不同,不同节点的收敛结果和收敛速度略有不同,但最终FL迭代40次(约0.1 s)后都能够完全收敛。

通过求解优化模型,可以分析多能源耦合总负载减少的影响。不同耦合条件下热力供需关系对比如图2所示。从图中可以看出:对于热力网络,在不考虑耦合^[20]时,由于热力网络产热经常过剩,造成一定的能源浪费;而在考虑耦合时,一部分电力会转化成热力,锅炉等传统热力设备也能在较低出力的情况下满足用户热力需求。由此得知,本文所提基于多能耦合的需求响应能够一定程度上满足低碳目标,也给清洁能源的接入提供了可能性。

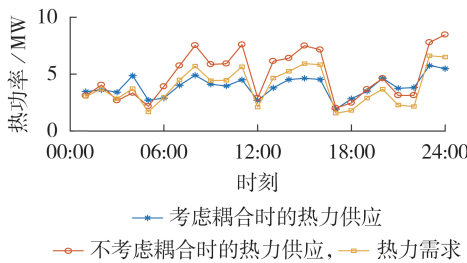


图2 不同耦合条件下热力供需关系对比

Fig.2 Comparison of thermal supply and demand under different coupling conditions

进一步地,图3展示了在一天内系统通过IDR削减的冷热电负荷,并将利用本文方法得到的成本曲线和使用不考虑冷热耦合的电力需求响应的成

本曲线进行了对比。在白天时段(08:00, 16:00]时段),需求响应所削减负荷较多,相应的2种成本曲线数值较高,但由于多能源耦合避免了网络阻塞、能源浪费等问题,普遍上考虑耦合的成本曲线低于不考虑耦合;在傍晚时段(17:00, 18:00]时段,由于所削减的负荷值的降低,冷热设备的出力变化或启停会造成额外的成本,导致不考虑耦合时的成本曲线略低于考虑耦合,但整体上本文所建立的耦合模型在运行成本方面更具有优势。

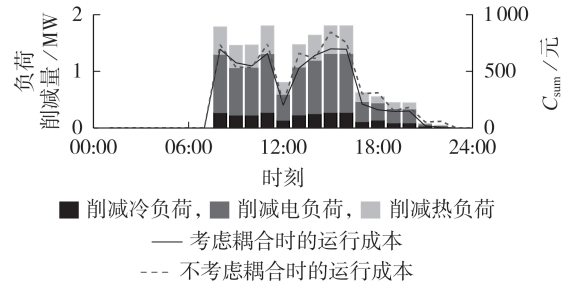


图3 不同需求响应机制下的多能负荷削减量及运行成本对比

Fig.3 Comparison of multi-energy load reduction quantity and operating cost under different demand response mechanisms

为了展示本文方法的高效和可行性,以下算例比较了本文方法和文献[21]所提的原对偶梯度法的改进算法——分布式摄动原对偶梯度(distributed perturbation primal-dual sub-gradient, D-PPDS)法以及文献[22]使用的交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)在同一仿真模型下的性能表现。ADMM、D-PPDS法与Adam算法的共同点是皆使用了梯度下降法(或对偶上升法)获得全局解,且都需要进行多次迭代;不同点是ADMM和D-PPDS法需要依赖拓扑图以及健康的分布式通信网络,且在单元间传输的数据为随迭代而变化的多个辅助变量,而Adam算法使用集中式通信,且单元与服务器间传输的数据为梯度信息。

图4为3种算法在同一模型下的 C_{sum} 值,可见不同方法所对应的曲线变化趋势虽大致相同,但由于Adam算法的历史特征二阶动量特性,有利于在调度

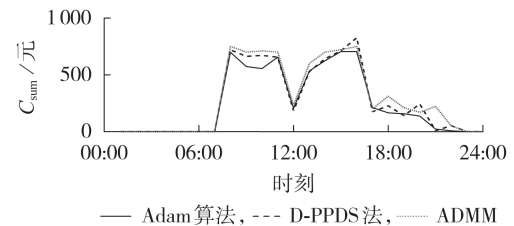


图4 不同算法下的运行成本对比

Fig.4 Comparison of operating cost under different algorithms

计划中避免不必要的开关动作和机组启停,故在某些时刻 Adam 算法较 D-PPDS 法有更低的响应成本,且曲线变化比后者更为平稳。

表1展示了3种算法在不同规模模型下的迭代时间、收敛次数和精度(收敛误差),其中8节点模型为本文模型,33节点模型使用IEEE 33节点模型的拓扑结构,每个节点皆是一个负荷节点。在相同模型(8节点)下 Adam 算法的性能和分布式 D-PPDS 法较为接近,且由于 ADMM 不能处理不完全信息下的全局不等式约束,所以收敛至准确解的时间较长;由于 Adam 算法的集中式计算特性, CPS 需要进行数据采集和参数整合,导致单次迭代计算时间较 D-PPDS 法长;对比8节点和33节点模型的计算性能,由于 Adam 算法中的每个节点都能够随时掌握全局梯度信息并共同执行收敛任务,所以单次迭代时间和迭代次数几乎不受系统规模的影响,而 D-PPDS 法和 ADMM 在大规模系统中则需要更多的迭代次数以保证收敛。另外,相较于8节点模型,33节点模型中大规模的数据量也使 Adam 算法精度得到了更好的保障。因此,本文所提出的使用 Adam 算法的 FL 在解决 IDR 问题时,不仅能满足隐私性保护,还具有良好的可行性和较高的计算效率。

表1 不同模型下 D-PPDS 法和 Adam 算法的计算性能比较
Table 1 Comparison of computational performance between D-PPDS method and Adam algorithm under different models

算法	单次迭代时间 / ms	收敛迭代次数	总时间 / ms	收敛误差 / %
D-PPDS (8节点)	4.83	52	251	0.65
ADMM (8节点)	6.27	79	495	0.93
Adam (8节点)	5.93	46	273	0.34~0.61
D-PPDS (33节点)	4.99	76	379	0.91
ADMM (33节点)	6.44	101	650	1.18
Adam (33节点)	5.94	48	285	0.23~0.55

5 结论

本文初步探索了 FL 在拥有多种能源的配电网中的高级应用,且本文所提模型与其他成熟的非数据驱动算法相比在计算性能和计算效果方面均有所提升。此外,FL 所先天具有的数据保护特征也和目前多元用户的多元化需求相匹配,与其他数据保护方法相比,FL 能够在极少数据量交互下完成全部工作,这也意味着 FL 在配电智能化中具有无限潜力。未来的研究可着重于 FL 在电力系统数字孪生建模、负荷预测、故障识别等方面的应用,从而为建立全球

能源互联互通提供良好的基础。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 周书宇,蔡国伟,杨德友,等. 随机数据驱动的电力系统小干扰稳定在线评估方法[J]. 电力系统自动化,2022,46(1):94-100. ZHOU Shuyu, CAI Guowei, YANG Deyou, et al. Ambient data-driven on-line evaluation method of power system small signal stability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1):94-100.
- [2] WANG J, ZHONG H, MA Z, et al. Review and prospect of integrated demand response in the multi-energy system[J]. Applied Energy, 2017, 202: 772-782.
- [3] XU Z, HU Z, SONG Y, et al. Risk-averse optimal bidding strategy for demand-side resource aggregators in day-ahead electricity markets under uncertainty[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(1):96-105.
- [4] LI Z, WU W, ZHANG B. Coordinated state-estimation method for air-conditioning loads to provide primary frequency regulation service[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2017, 11(13):3381-3388.
- [5] WU J, ZHANG B, JIANG Y. Optimal day-ahead demand response contract for congestion management in the deregulated power market considering wind power[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(4):917-926.
- [6] 彭大健,裴玮,肖浩,等. 数据驱动的用户需求响应行为建模与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(7):2577-2586. PENG Dajian, PEI Wei, XIAO Hao, et al. Data-driven consumer demand response behavior modeling and application[J]. Power System Technology, 2021, 45(7):2577-2586.
- [7] LIANG Z, ALSAFASFEH Q, JIN T, et al. Risk-constrained optimal energy management for virtual power plants considering correlated demand response[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2):1577-1587.
- [8] ZHANG C, XU Y, LI Z, et al. Robustly coordinated operation of a multi-energy microgrid with flexible electric and thermal loads[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3):2765-2775.
- [9] 王子驰,雷炳银,杨灵芝,等. 考虑电热联合需求响应的区域综合能源系统多目标双层优化调度[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(7):120-127. WANG Zichi, LEI Bingyin, YANG Lingyi, et al. Multi-objective double-step optimal dispatching of regional integrated energy system considering electric and heat demand response[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(7):120-127.
- [10] 齐先军,蒋中琦,张晶晶,等. 考虑碳捕集与综合需求响应互补的综合能源系统优化调度[J/OL]. 电力自动化设备. [2022-10-21]. <https://doi.org/10.16081/j.epae.202208026>.
- [11] 仇知,王蓓蓓,贾树俊,等. 计及不确定性的区域综合能源系统双层优化配置规划模型[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(8):176-185. QIU Zhi, WANG Beibei, BEN Shujun, et al. Bi-level optimal configuration planning model of regional integrated energy system considering uncertainties[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(8):176-185.
- [12] 肖云鹏,王锡凡,王秀丽,等. 面向高比例可再生能源的电力市场研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3):663-674. XIAO Yunpeng, WANG Xifan, WANG Xiuli, et al. Review on electricity market towards high proportion of renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3):663-674.

- [13] 吴栋梁,王扬,郭创新,等. 电力市场环境考虑风电预测误差的经济调度模型[J]. 电力系统自动化,2012,36(6):23-28.
WU Dongliang, WANG Yang, GUO Chuangxin, et al. An economic dispatching model considering wind power forecast errors in electricity market environment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(6): 23-28.
- [14] 朱晓荣,赵澄颖,马英乔. 直流微电网集群多状态运行分级协调控制策略[J]. 电力自动化设备,2021,41(5):128-135.
ZHU Xiaorong, ZHAO Chenghao, MA Yingqiao. Grading coordinated control strategy of multi-state operation for DC microgrid cluster[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(5): 128-135.
- [15] DUSPARIC I, TAYLOR A, MARINESCU A, et al. Residential demand response: experimental evaluation and comparison of self-organizing techniques[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 80: 1528-1536.
- [16] LU R, HONG S H. Incentive-based demand response for smart grid with reinforcement learning and deep neural network[J]. Applied Energy, 2019, 236: 937-949.
- [17] CHEN S, WEI Z, SUN G, et al. Identifying optimal energy flow solvability in electricity-gas integrated energy systems [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(2): 846-854.
- [18] JIANG Z, AI Q, HAO R. Integrated demand response mechanism for industrial energy system based on multi-energy interaction[J]. IEEE Access, 2019, 7: 66336-66346.
- [19] ZHAN Y, LI P, QU Z, et al. A learning-based incentive mechanism for federated learning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 6360-6368.
- [20] VESTERLUND M, TOFFOLO A, DAHL J. Simulation and analysis of a meshed district heating network[J]. Energy Conversion and Management, 2016, 122: 63-73.
- [21] 郝然,艾芊,张宇帆,等. 考虑全局不等约束的多代理系统分布式需求响应优化[J]. 电网技术,2019,43(9):3139-3148.
HAO Ran, AI Qian, ZHANG Yufan, et al. Distributed demand response optimization with global constraints based on multi-agent system[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3139-3148.
- [22] ZHU M, MARTINEZ S. On distributed convex optimization under inequality and equality constraints [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(1): 151-164.

作者简介:



郭光华

郭光华(1965—),男,高级工程师,研究方向为电力工程应用(E-mail: 1565275773@qq.com);

王瑞琪(1986—),男,高级工程师,博士,通信作者,研究方向为综合能源和新型储能技术(E-mail: 13698622826@163.com);

程浩原(1997—),男,博士研究生,主要研究方向为智能电网和需求响应;

艾芊(1969—),男,教授,博士,主要研究方向为虚拟电厂、数字孪生、网络认知和机器学习。

(编辑 李玮)

Integrated demand response mechanism for integrated energy system based on federated learning

GUO Guanghua¹, QI Xinhong¹, WANG Ruiqi¹, FAN Xiangchen¹, CHENG Haoyuan²,
AI Qian², SUN Shumin³, XING Jiawei³

(1. State Grid Shandong Integrated Energy Services Co., Ltd., Jinan 250001, China;

2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

3. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250002, China)

Abstract: With the development of energy integration technology, demand response (DR) has gradually evolved into integrated demand response (IDR), and users are increasingly concerned about privacy protection. Aiming at the integrated energy system at the distribution network side with cooling, heating and power equipment and loads, the multi-energy coupling interaction model is established to reflect the interaction effects between different energy consumption behaviors. Taking the minimum operating cost as the objective and the equipment output characteristics and multi-energy load characteristics as constraints, the IDR optimization model is designed. To protect users' privacy, the federated learning (FL) architecture is proposed, the IDR model is rewritten and it is put in this FL architecture for iterative computation. The simulation results show that the proposed calculation method has better cost advantage compared with the traditional DR scheme that does not consider coupling. Meanwhile, the computational efficiency is also improved compared with other distributed DR algorithms.

Key words: integrated energy system; multi-energy coupling; integrated demand response; cost optimization; federated learning

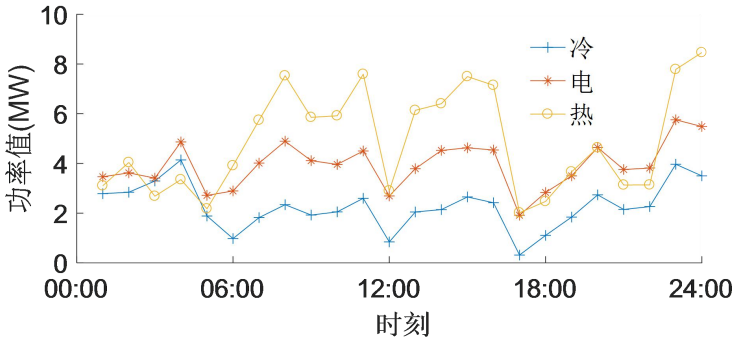


图 A1 一天内用户多能源需求量

Fig.A1 Integrated energy demand of users in one day

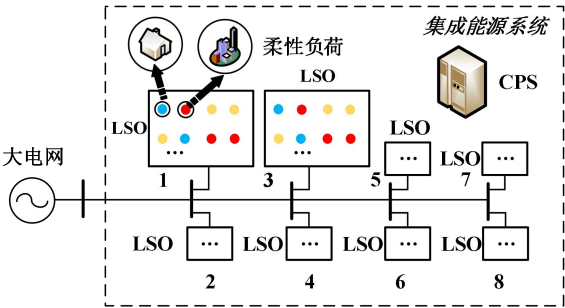


图 A2 算例所研究的配网多能系统

Fig.A2 Integrated energy system studied in case

表 A1 8 个节点的激励参数及电力削减最大值

Table A1 Excitation parameters and maximum electricity reduction for eight buses

节点	$\Delta L_{i,\max}^{\text{ec}}$ (MW)	α (元 ² /MW)	β (元/MW)
1	2.0	30	450
2	1.5		
3	1.0		
4	0.5		
5	1.5		
6	0.8		
7	0.9		
8	0.5		

表 A2 一天内不同时间段的电价

Table A2 Electricity prices at different times of one day

时段	0-8	8-14,17-19,22-24	14-17,19-22
价格(元/MWh)	450	700	1000

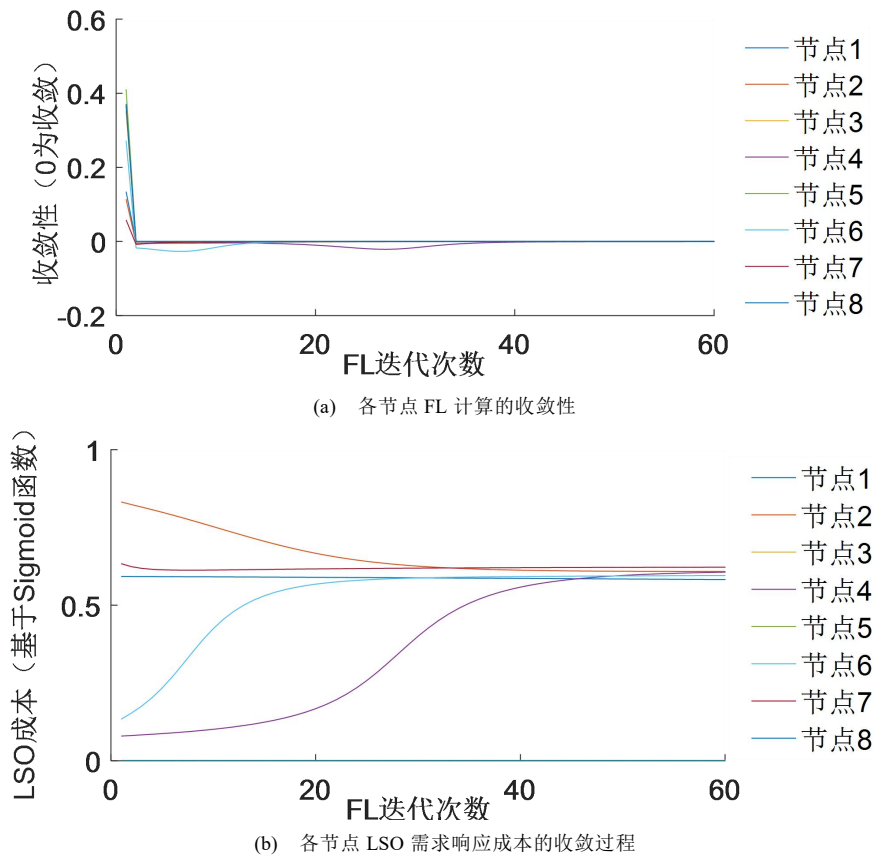


图 B1 各节点收敛效果展示
Fig.B1 Convergence process display of each bus