

控制与决策

Control and Decision

新型电力系统分布式协同优化调度研究综述

马大中, 邢茗淇, 胡旭光, 黄博南, 孙秋野

引用本文:

马大中, 邢茗淇, 胡旭光, 等. 新型电力系统分布式协同优化调度研究综述[J]. *控制与决策*, 2025, 40(8): 2337-2360.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1355>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

电动汽车时代的电网-交通网协同优化综述

A survey of cooperative optimization of traffic-grid networks in the era of electric vehicles

控制与决策. 2021, 36(9): 2049-2062 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1736>

一种具有非线性动力学模型的智能电网快速分布式控制

A fast distributed control of smart grids with nonlinear dynamic model

控制与决策. 2021, 36(8): 1849-1854 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1696>

基于协同控制的串联超级电容电压均衡策略

Voltage equalization strategy for series-connected ultracapacitors based on cooperative control

控制与决策. 2021, 36(8): 1997-2001 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1736>

基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制

Neural network-based distributed adaptive control for power system transient stability

控制与决策. 2021, 36(6): 1407-1414 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1168>

数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述

Review of research of data-driven methods on operational optimization of integrated energy systems

控制与决策. 2021, 36(2): 283-294 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0725>

新型电力系统分布式协同优化调度研究综述

马大中[†], 邢茗淇, 胡旭光, 黄博南, 孙秋野

(东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819)

摘要: 在“双碳”目标的推动下, 新能源和新型负荷的大规模接入为电力系统协同优化调度带来了新的挑战. 多智能体系统中的分布式协同优化方法以其低实施成本、高可扩展性、鲁棒性以及隐私保护等优势, 提供了应对新型电力系统协同调度问题的创新解法. 鉴于此, 对国内外分布式协同调度算法的最新理论进展进行系统综述, 阐明分布式方法相较于集中式方法的优势. 特别是从网络结构的角度, 重点分析无向图和有向图下各类分布式协同优化算法的基本原理、优势与局限性. 此外, 探讨新型电力系统协同调度在分布式网络下面临的通信、可再生能源和负荷的不确定问题和现有的解决方案, 以及一些非凸协同调度模型的数学描述. 基于现有研究结论对新型电力系统协同调度的发展趋势进行展望, 为该交叉领域的研究者提供更全面的信息和新的研究视角.

关键词: 新型电力系统; 协同调度; 分布式优化; 通信模型; 通信资源; 通信安全

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyj.2024.1355

引用格式: 马大中, 邢茗淇, 胡旭光, 等. 新型电力系统分布式协同优化调度研究综述 [J]. 控制与决策, 2025, 40(8): 2337-2360.

Distributed collaborative optimization dispatch in new power systems: A survey

MA Da-zhong[†], XING Ming-qi, HU Xu-guang, HUANG Bo-nan, SUN Qiu-ye

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: Driven by the carbon peaking and carbon neutrality goals, the large-scale connection of new energy and new loads has created new challenges for cooperative and optimal dispatch of power systems. The distributed collaborative optimization approach in multi-intelligent systems provides innovative solutions to deal with new power system collaborative dispatch problems with its advantages of low implementation cost, high scalability, robustness, and privacy preservation. This paper provides a systematic review of the latest theoretical advances in distributed cooperative dispatch algorithms in China and abroad, and elucidates the advantages of the distributed approach over the centralized approach. In particular, the basic principles, advantages and limitations of various distributed cooperative optimization algorithms under undirected and directed graphs are analyzed from the perspective of network structure. In addition, this paper discusses the uncertainty problems of communication, renewable energy and load faced by the new power system cooperative dispatch under the distributed network and the existing solutions, as well as some non-convex cooperative scheduling models. Based on the existing research conclusions, the development trend of the new type of power system cooperative dispatch is outlooked, which provides more comprehensive information and new research perspectives for the researchers in this cross-cutting field.

Keywords: new power system; cooperative dispatch; distributed optimization; communications model; communications resources; communications security

0 引言

随着智能可控电气设备、先进控制技术和通信网络的发展, 近年来人们对智能电网的兴趣日益浓厚, 通过结合通信和传感技术, 智能电网提供了稳定、高效和可持续的电力服务以及更加分散的电力

系统模式, 并为各类消费者提供灵活的选择. “双碳”目标的提出提高了可再生能源在能源供给侧的占比, 形成以智能电网为枢纽平台, 以清洁低碳、安全可控、开放互动、智能友好和灵活高效为基本特征的新型电力系统 (new power system, NPS)^[1].

收稿日期: 2024-11-20; 录用日期: 2025-03-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U22A20221, 62303103); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (N2404002).

[†]通信作者. E-mail: madazhong@ise.neu.edu.cn.

经济调度问题 (economic dispatch problem, EDP) 作为 NPS 运行中能源管理的基本问题之一, 其目标是在保持所有可调度发电单元 (schedulable generation unit, SGU) 容量约束的同时满足电网的电力需求, 并以最小的总运行成本 (本地发电成本之和) 分配发电功率^[2-3]. 通过运行最优调度策略, 可以确保在不同负荷条件下电力系统的稳定运行并降低发电成本、燃料成本等运营开支, 减少电力短缺或过剩的风险, 从而提高电力供应的安全性与可靠性. 除此之外, 还可优化传统能源与可再生能源的使用比例, 在满足负荷需求的同时降低碳排放, 从而加速实现“双碳”目标.

本质上, EDP 可以视为一个约束优化问题, 一些早期的解决思路大多采取集中式方法和技术. 例如, Newton-Raphson 方法^[4]、混合整数线性规划^[5-6]、二次规划^[7]、Lagrange 松弛法^[8]、动态规划^[9]、Hopfield 神经网络^[10]、Taguchi 方法^[11]、模糊优化^[12]、Cuckoo 搜索^[13]、模拟退火^[14]、遗传算法^[15]、粒子群算法^[16-17]等, 它们有效地解决了凸和非凸成本函数以及线性和非线性约束条件下的 EDP. 以上集中式解决方案需要一个中央控制器通过与每个 SGU 进行信息交互来收集电网的全局信息 (包括各 SGU 的运行状态、总电力需求、市场价格等), 并将收集到的信息进行融合计算, 确保数据的准确性和一致性, 为后续的调度决策提供基础. 集中式方法意味着各 SGU 间只存在能量交互, 当电网中 SGU 的数量较少时, 采用集中式解决方案能够更容易地整合 SGU 信息, 快速制定出最优调度策略, 使各 SGU 能够快速响应电力需求变化, 提高系统整体的控制效率. 然而, 随着 SGU 数量的增加, 优化问题的维度和约束条件也会增加, 导致中央控制器的计算和通信负担显著增高. 此外, 集中式方法可能会遭受单点故障的风险, 如果中央控制器发生故障, 整个系统则会崩溃, 并且当安装新的 SGU 时需要重新设计控制方案^[18]. 随着可再生能源、储能设备、插电式混合动力汽车和潜在消费者的融入, 未来的 NPS 将高度分散, 这将导致传统的集中式方法无法满足配电网需求.

鉴于上述原因, 许多学者对更具可扩展性、隐私性和鲁棒性的分布式 ED 算法感兴趣^[19-20]. 典型的分布式解决方案可以分为 4 类: 基于分解的方法、基于博弈的方法、基于学习优化的方法和基于一致性的方法. 早期基于分解的方法仍然需要中央控制器处理等式约束^[21-22], 近年来, 文献 [23-25] 基于交替方向乘法^[26]设计了完全分布式的 ED 算法. 该方法的思想为将原优化问题分解为带有多个对偶变量的分

布式子问题, 随后交替更新对偶变量直到收敛. 基于博弈方法的思想为将 EDP 设为某种博弈, 其中每个 SGU 通过本地预设的分布式控制规则以交互方式收敛到纳什均衡^[27]. 此外, 一些学者利用学习优化^[28]的思想解决智能电网的 EDP, 其解决思路为在离线状态下训练模型来表征系统状态与最优调度决策之间的非线性映射关系, 随后利用训练好的模型在在线状态下为电网提供实时 ED 结果. 例如, 文献 [29] 设计了基于深度神经网络的分布式 ED 算法, 其中作为全局信息的平均电力需求通过动态平均一致性算法获得. 文献 [30-33] 设计了分布式强化学习优化算法, 为了实现全局优化, 分布式控制器与相邻控制器交换信息, 每个控制器不仅根据自己的状态做出动作决策, 还根据相邻控制器的状态做出动作决策. 基于强化学习的方法通过利用与动态环境的历史试错交互来找到最佳决策序列, 而无需任何统计模型或预测信息的先验知识. 值得注意的是, 基于分解方法的维度依赖于网络边的数量, 在大规模网络下存储成本较高^[34]. 基于博弈的方法在面对复杂 EDP 时, 其计算复杂度通常较高. 而基于学习优化的分布式 ED 算法通常缺乏严格的收敛性分析. 得益于多智能体系统的发展, 基于一致性的分布式 ED 算法由于其较低的计算复杂度、完善的分析工具、较强的鲁棒性等特点, 已经被广泛应用于解决 EDP 问题. 该方法的思想为将原约束优化问题通过 Lagrange 乘法转换为对应的无约束对偶问题, 随后利用一致性更新规则保证每个 SGU 的 Lagrange 乘子 (增量成本) 收敛到相同的最优值. 早期的解决方案需要设置一个或多个 SGU 作为主节点, 通过将发电与需求的不匹配反馈给一致性算法, 进而控制其他 SGU 是否增加或减少增量成本^[35-39]. 随后基于文献 [40] 中提出的“Consensus+Innovation”框架, 文献 [41-42] 设计了无向通信网络下的分布式 ED 算法, 通过将发电与需求的不匹配反馈给一致性算法, 保证了电力发电系统的供需平衡约束. 文献 [43] 提出了一种基于比率一致性的分布式 ED 算法, 该算法依赖于两个线性迭代. 文献 [44] 提出了一种基于最小时间步长的分布式 ED 算法. 上述基于增量成本一致性的算法大多通过仿真案例验证算法的有效性而不是严格的收敛性分析. 近年来, 分布式协同优化算法作为处理分布式网络下凸优化和非凸优化问题的传统方法, 已经被广泛应用于分布式 EDP 中^[45]. 其解决思路为每个 SGU 本地计算局部对偶函数最优方向的信息, 随后与邻居 SGU 交换最优增量成本估计的辅助变量, 并通过依赖于局部最优方向信息的迭代规

则更新辅助变量的状态. 尽管很多综述文章已经研究了基于一致性算法的分布式EDP^[46-50], 但是缺乏对其中较为重要的基于分布式协同优化的ED算法的全面介绍和回顾. 虽然各个分布式协同优化算法的目标均为通过迭代更新收敛到EDP的最优解, 但是算法的设计思路和深层含义却大相径庭. 此外, 传统的网络模型往往过于保守, 假设通信系统具有较高的稳定性和安全性以及低延迟, 这些问题会导致信息传的不及时, 进而影响调度决策的实时性和准确性, 并且高度的波动性和不可预测性的可再生能源和新型负荷也为NPS的稳定运行带来挑战. 这促使本文对基于分布式协同优化的EDP中的一些理论进展以及扩展问题进行总结和分析, 为该领域的研究者们提供更全面的视角.

本文首先提供一些关于图论和凸分析的背景知识; 然后提供标准的EDP模型并给出其对偶问题的建立过程; 在此基础上, 根据不同的网络结构(无向图和有向图), 系统回顾现有基于分布式协同优化的分布式ED算法; 同时, 提出在分布式网络下解决EDP的4大扩展问题并给出其潜在的解决方案, 扩展问题分别是一般的通信模型、有限的通信资源、潜在的通信安全、可再生能源和负荷的不确定性; 分别从异质性目标函数和异质性设备能力对EDP的建模和研究成果进行综述; 最后, 结合现阶段NPS的发展情况, 对分布式网络下EDP的研究趋势进行展望.

1 预备知识

本节主要介绍图论和凸分析的基本知识^[51-52]. NPS中各SGU通过分布式网络进行通信, SGU间的信息流可被建模为有向图或无向图 $\mathcal{G}([P], \mathcal{E})$. 其中: $[P] = \{1, 2, \dots, p\}$ 为SGU的集合, $\mathcal{E} \subseteq [P] \times [P]$ 为SGU间通信链路的集合. 对于无向图, $(j, i) \in \mathcal{E}$ 表示SGU j 与SGU i 间为双向通信, $\mathcal{N}_j = \{i \in [P] : (i, j) \in \mathcal{E}\}$ 为SGU j 的邻居集合. 对于有向图, $(j, i) \in \mathcal{E}$ 表示SGU i 可以接收来自SGU j 的信息, $\mathcal{N}_j^+ = \{i \in [P] : (i, j) \in \mathcal{E}\}$ 和 $\mathcal{N}_j^- = \{i \in [P] : (j, i) \in \mathcal{E}\}$ 分别为SGU j 的入邻居和出邻居集合. 若任意两个SGU间存在至少一条无向/有向路径, 即存在 j_1, \dots, j_ℓ 使得 $(j_o, j_{o+1}) \in \mathcal{E}, o = 1, 2, \dots, \ell - 1$, 则图 \mathcal{G} 为连通无向/强连通有向图. 定义矩阵 $\mathcal{W} = [\mathcal{W}_{ij}] \in \mathbb{R}^{P \times P}$ 为图 \mathcal{G} 的权重矩阵, 其中, 当 $(j, i) \notin \mathcal{E}$ 时 $\mathcal{W}_{ij} = 0$, 否则 $\mathcal{W}_{ij} > 0$. 对于任意SGU j , 若满足 $\sum_{i \in [P]} \mathcal{W}_{ji} = \sum_{i \in [P]} \mathcal{W}_{ij}$, 则图 \mathcal{G} 为(加权)平衡有向图, 否则图 \mathcal{G} 为(加权)非平衡有向图.

若函数 $F(\cdot) : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ 满足 $F(\theta \mathbf{x} + (1 - \theta)\mathbf{y}) \leq \theta F(\mathbf{x}) + (1 - \theta)F(\mathbf{y})$, 则称其为凸函数, 其中, $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^m, \theta \in [0, 1]$. 定义 $\nabla F(\cdot)$ 为连续可微函数 $F(\cdot) : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ 的梯度, 若存在正常数 μ 使得 $F(\cdot)$ 满足 $(\nabla F(\mathbf{x}) - \nabla F(\mathbf{y}))^\top (\mathbf{x} - \mathbf{y}) \geq \mu \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2$, 则称其为强凸函数, 其中 $\|\cdot\|$ 为Euclidean范数, $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$. 若存在正常数 \mathcal{L} 使得 $F(\cdot)$ 满足 $\|F(\mathbf{x}) - F(\mathbf{y})\| \leq \mathcal{L} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$, 则称其为 \mathcal{L} -光滑.

2 新型电力系统中的经济调度问题

2.1 问题描述

标准的EDP包含各SGU的发电成本函数、SGU与负荷间的供需平衡等式约束以及SGU的发电功率不等式约束^[53]. 各GU的目标是在不违反以上约束的同时最小化总发电成本, 即

$$\min \mathcal{C}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^P \mathcal{C}_i(x_i); \quad (1a)$$

$$\text{s.t. } x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}, x_i \in \psi_i, \quad (1b)$$

$$\sum_{i=1}^P x_i + x^R = \mathcal{D}. \quad (1c)$$

其中: $\mathbf{x} = \text{col}(x_i)_{i=1}^P$, x_i 为第 i 个SGU的发电功率, $\mathcal{C}_i(x_i)$ 为对应的发电成本, x_i^{\min} 和 x_i^{\max} 分别为第 i 个SGU输出功率的上限和下限, x^R 为不可调度的可再生能源发电功率, \mathcal{D} 为总的电力需求并满足 $\mathcal{D} \in \left[\sum_{i=1}^P x_i^{\min} + x^R, \sum_{i=1}^P x_i^{\max} + x^R \right]$. 可调度SGU的发电成本一般被考虑为二次型函数, 即 $\mathcal{C}_i(x_i) = a_i x_i^2 + b_i x_i + c_i, a_i, b_i, c_i > 0, i \in [P]$ ^[54].

因为每个SGU的成本函数均为凸函数, 集合 $\psi_1 \times \dots \times \psi_p$ 为多面体集合, 约束(1c)为仿射函数, 对偶化的原始EDP(1a)~(1c)存在零对偶间隙以及非空对偶最优集^[55]. 所以, 优化目标转为求解问题(1a)~(1c)的对偶问题. 定义如下Lagrange函数:

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) = \sum_{i=1}^P \mathcal{C}_i(x_i) - \boldsymbol{\lambda}^\top \sum_{i=1}^P (x_i + x_i^R - \mathcal{D}_i), \quad (2)$$

其中 $\boldsymbol{\lambda}$ 为约束(1c)对应的Lagrange算子. 下面定义对偶函数 E 为 $E(\boldsymbol{\lambda}) = \min L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda})$, 则问题(1a)~(1c)对应的Lagrange对偶问题为

$$\max_{\boldsymbol{\lambda} \in \mathbb{R}} \bar{E}(\bar{\boldsymbol{\lambda}}) = \sum_{i=1}^P \bar{E}_i(\bar{\boldsymbol{\lambda}}), \quad (3)$$

其中

$$\bar{E}_i(\boldsymbol{\lambda}) = \min_{x_i \in \psi_i} \mathcal{C}_i(x_i) - \boldsymbol{\lambda} x_i - \boldsymbol{\lambda} x_i^R + \boldsymbol{\lambda} \mathcal{D}_i. \quad (4)$$

由于 $\mathcal{C}_i(x_i)$ 为二次型函数, 对于任意给定的 $\boldsymbol{\lambda}$, 式

(4) 的右侧存在唯一的最小值

$$x_i(\boldsymbol{\lambda}) = \min\{\max\{\nabla C_i^{-1}(\boldsymbol{\lambda}), x_i^{\min}\}, x_i^{\max}\}, \quad (5)$$

其中 ∇C_i^{-1} 为 ∇C_i 的逆函数并约束于 $[\nabla C_i^{-1}(x_i^{\min}), \nabla C_i^{-1}(x_i^{\max})]$ 中. 因此, EDP (1a) ~ (1c) 的最优解为 $x_i^* = x_i(\boldsymbol{\lambda}^*)$, 其中 $\boldsymbol{\lambda}^*$ 为对偶问题 (3) 的最优解.

标准的 EDP 没有考虑一些非理想因素, 例如传输损耗^[56]、爬坡率约束^[57]、阀点效应^[58]等. 为了处理 EDP (1a) ~ (1c), 一些算法依赖于电网的全局信息甚至单个 SGU 的详细信息, 这可能不适用于存在海量 SGU 的 NPS. 例如, 在基于一致性的 Leader-Follower 解决方案^[35-36]中, 通过在 SGU 中选出一个领导者, 利用全局功率偏差对网络中的跟随者进行牵制控制, 即

$$\lambda_i(t+1) = \begin{cases} \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij} \lambda_j(t) + \alpha \Delta \mathbf{x}, & \text{领导者;} \\ \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij} \lambda_j(t), & \text{跟随者.} \end{cases} \quad (6)$$

其中领导者需要收集全局功率偏差 $\Delta \mathbf{x} = \sum_{i=1}^P x_i + x^R - \mathcal{D}$, 这对其通信能力提出了严格要求, 尤其是在大规模网络下的 EDP 中, 并且算法的收敛速度依赖于领导者的选择. 此外, 基于进化算法和元启发式算法的解决方案^[59-63]需要收集每个 SGU 的成本函数信息, 这些信息可能被竞争对手利用其来推测 SGU 的运营效率、技术水平等敏感信息. 因此, 分布式优化算法具有鲁棒性、隐私性和良好的可扩展性, 更适用处理大规模网络下 NPS 的 EDP. 下面根据网络结构的不同, 分别从无向图和有向图的角度对基于分布式优化的分布式 ED 算法进行综述.

注 1 本节考虑的 EDP 模型涵盖了大电网和微电网, 尽管二者在规模、结构以及研究重点上有所不同, 但本质上均可简化为前述的数学模型. 因此, 无论是大电网还是微电网, 均可通过以下算法实现协同优化调度. 此外, SGU 间的通信模式采用类似于配电网或微电网中常用的无线通信 (例如 5G、LTE、LoRa 等). 尽管光纤通信具有高带宽、低延迟、抗干扰性强等优势, 但其较高的铺设和维修成本阻碍了在高度动态的分布式网络中的应用潜力.

2.2 无向图下基于分布式优化的解决方案

由 2.1 节分析可知, 当 SGU 运行在最优调度时, 等价于求解对偶问题 (3) 的唯一最优解 $\boldsymbol{\lambda}^*$. 因此, 各 SGU 需要将增量成本作为一致性变量, 并采用分布式优化算法本地更新对最优增量成本的估计 $\lambda_i(t)$ 来解决 EDP. 下面介绍适用于无向图的基于分布式优化的分布式 ED 算法.

2.2.1 基于衰减步长的分布式 ED 算法

文献 [64] 中各 SGU 通过与邻居交换最优增量成本估计, 协同最小化全局目标函数, 即

$$\lambda_i(t+1) = \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij} \lambda_j(t) + \alpha(t) \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)). \quad (7)$$

其中: \mathcal{W}_{ij} 为权重矩阵 \mathcal{W} 的第 i 行第 j 列元素, 并满足 $\sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij} = \sum_{i=1}^P \mathcal{W}_{ij} = 1$; $\nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t))$ 为局部对偶函数的梯度信息; 衰减步长 $\alpha(t)$ 满足 $\alpha(t) > 0$, $\sum_{t=0}^{\infty} \alpha(t) = \infty$, $\sum_{t=0}^{\infty} \alpha^2(t) < \infty$. 衰减步长的平方可求和条件是为了消除局部对偶函数在最优解处非零梯度 $\nabla \bar{E}_i(\boldsymbol{\lambda}^*)$ 的影响, 否则将导致 $\lambda_i(t+1)$ 远离最优解 $\boldsymbol{\lambda}^*$ ^[65]. 一个常用的步长形式为 $\alpha(t) = \frac{a}{(t+b)^c}$, 其中 a 和 b 均为正常数, $c \in (0.5, 1]$. 此外, 当 $c \rightarrow 0.5^+$ 时, 算法达到理论最快的次线性收敛速度 $\mathcal{O}(1/\sqrt{t})$. 文献 [66] 放宽了步长平方可求和的限制, 取而代之的是条件 $\alpha(t) - \alpha(t+1) = \mathcal{O}(\alpha^2(t))$, 当步长 $\alpha(t)$ 取 a/t ($a > P/\mu$) 时, 算法依旧可以达到 $\mathcal{O}(1/\sqrt{t})$ 收敛速度. 值得一提的是, 算法 (7) 与早期基于一致性的 “Consensus+Innovation” 框架类似, 后者通过由本地发电功率与参考需求差值合成的 “Innovation” 项 $\alpha(t)(x_i(t) + x_i^R - \mathcal{D}_i)$ 实现供需平衡. 然而, 文献 [42] 中的算法缺乏严格的收敛性分析, 仅通过测试案例验证了算法的可行性.

算法 (7) 形式直观简洁, 对 SGU 的计算和通信能力要求较低, 不足是较慢的次线性收敛速度会延长调度的响应时间, 从而影响整个电网调度的经济性和稳定性. 尽管设置满足一定条件的固定步长会加速算法至线性收敛速率 $\mathcal{O}(a^t)$, 其中 $a \in (0, 1)$ 依赖于强凸系数 μ 和图的代数连通度, 但是算法仅收敛到最优解的邻域内^[67-68].

2.2.2 基于精确一阶算法的 ED 算法

受到精确一阶算法 (exact first-order algorithm, EXTRA)^[69] 的启发, 一些分布式离散时间 ED 算法利用历史时刻的状态和梯度信息来矫正由固定步长引起的累计误差^[70-72]. 第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \lambda_i(t+1) = & \lambda_i(t) + \sum_{j=1}^P (\mathcal{W}_{ij} \lambda_j(t) - \\ & \tilde{\mathcal{W}}_{ij} \lambda_j(t-1)) + \alpha (\nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)) - \\ & \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t-1))). \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $\alpha > 0$ 为固定步长, $\tilde{\mathcal{W}}_{ij}$ 为权重矩阵 $\tilde{\mathcal{W}}$ 的第 i 行第 j 列元素, 并存在常数 $\delta \in (0, 0.5]$ 使其满足

$\tilde{\mathcal{W}} = \delta I_P + (1 - \delta)\mathcal{W}$. 在 EDP 中, 若 SGU 的发电成本函数为二次型, 则 EXTRA 可以精确收敛且收敛速度为 $\mathcal{O}(a^t)$, 其中 $a \in (0, 1)$. 该算法相比基于衰减步长的分布式梯度算法需要额外的通信和计算资源, t 时刻 $\tilde{\mathcal{W}}_{ij}\lambda_j(t-1)$ 的获取依赖于 SGU 间额外的通信或者 SGU i 保留所有邻居上一时刻的状态进行本地计算.

2.2.3 基于分布式不精确梯度和梯度跟踪的 ED 算法

与 EXTRA 不同, 基于分布式不精确梯度和梯度跟踪 (distributed inexact gradient and gradient tracking, DIGing)^[65,73] 的优化算法通过定义辅助变量代替 SGU 局部对偶函数的梯度信息, 并利用动态平均一致性技术^[74] 令所有辅助变量渐近地跟踪全局平均梯度信息 $\frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t))$. 许多分布式离散时间 ED 算法应用了 DIGing 的思想^[42,75-86], 第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \lambda_i(t+1) &= \lambda_i(t) + \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(\lambda_j(t) - \lambda_i(t)) + \alpha y_i(t), \\ y_i(t+1) &= y_i(t) + \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(y_j(t) - y_i(t)) + \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t+1)) - \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)). \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $\alpha > 0$ 为固定步长, $y_i(t)$ 为辅助变量并满足初始条件 $y_i(0) = \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(0))$. 文献 [65] 和文献 [73] 分别从小增益思想和线性系统不等式思想证明了 DIGing 算法可以在固定步长下以线性速率精确收敛. 相比于 EXTRA, DIGing 算法允许 SGU 设置异构的步长^[87-88], 但是每轮迭代 SGU 需要与邻居进行两轮通信, 并且辅助变量 $y_i(t)$ 需要严格遵守初始化条件, 否则 $\nabla \bar{E}_i(\lambda_i(0))$ 会累计到 $y_i(t)$ 的更新中导致无法准确跟踪全局平均梯度信息.

2.2.4 基于分布式比例-积分的 ED 算法

由上述分析可知, 每轮迭代 EXTRA 和 DIGing 算法均要求 SGU 和邻居完成两轮通信, 这增加了通信资源消耗. 基于分布式比例-积分算法^[89-91] 的思想, 一些分布式离散时间 ED 算法利用仅本地计算更新的辅助变量, 累计算法的一致性误差并反馈到增量成本的更新规则中, 从而消除由固定步长引起的误差^[92-96]. 第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \lambda_i(t+1) &= \lambda_i(t) - \beta \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(\lambda_i(t) - \lambda_j(t)) + \alpha \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)) - s_i(t), \\ s_i(t+1) &= s_i(t) + \alpha \beta \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(\lambda_i(t) - \lambda_j(t)). \end{aligned} \quad (10)$$

其中: $\alpha, \beta > 0$ 为增益参数, $s_i(t)$ 为辅助变量并满足初始条件 $s_i(0) = 0$. 文献 [90] 指出, 通过合理选择 EXTRA 中的权重矩阵 \mathcal{W} 和 $\tilde{\mathcal{W}}$, 分布式比例-积分算法与 EXTRA 等价. 文献 [96] 指出, 相比于 DIGing 算法, 分布式比例-积分算法实际上是一种隐式的梯度跟踪机制, 并且后者对 SGU 的存储和通信能力要求更少.

2.2.5 基于分布式零阶和二阶的 ED 算法

除了上述基于一阶梯度信息的分布式算法, 一些分布式离散时间 ED 算法选择基于函数值本身^[97-101] 或函数的二阶信息^[102-106] 获得最优方向. 零阶优化 (zeroth-order optimization, ZO) 本质上是基于函数值的无梯度方法, 适用于无法获取成本函数梯度信息的场景, 根据查询值的次数一般可以分为单点 ZO 技术和多点 ZO 技术^[107]. 对于局部对偶函数 $\bar{E}_i(\lambda_i(t))$, 通过单点 ZO 技术获得的估计梯度为

$$\tilde{\nabla} \bar{E}_i(\lambda_i(t)) = \frac{d}{k} \bar{E}_i(\lambda_i(t) + ku)u.$$

其中: u 为摄动变量, $k > 0$ 为摄动半径. 通过多点 ZO 技术中常用的两点 ZO 技术获得的估计梯度为

$$\tilde{\nabla} \bar{E}_i(\lambda_i(t)) = \frac{d}{k} (\bar{E}_i(\lambda_i(t) + ku) - \bar{E}_i(\lambda_i(t)))u.$$

前者可能导致较大的估计误差, 在实践中并不常用, 后者通过两次或两次以上的函数评估, 可实现更小的估计偏差和更好的收敛速度^[108-109].

虽然一阶优化方法具有较低的计算复杂度, 但二阶优化方法由于其更快的收敛速度和更低的通信成本而具有吸引力. 对于二阶 ED 算法, 文献 [102] 利用有限时间一致性技术在有限步内分别获得全局平均 Hessian 和梯度信息, 代价是需要 Laplacian 矩阵的非零特征值, 尽管其可以通过图发现算法以分布式方式获得, 但需要最多 $P-1$ 次额外的通信. 另一种实现方案与 DIGing 类似, 利用动态平均一致性跟踪全局平均 Hessian 和梯度信息, 随后计算并更新近似的 Newton-Raphson 方向^[103-105].

2.2.6 连续时间的分布式 ED 算法

上述分布式 ED 算法均为离散时间算法, 从连续时间算法的角度, 许多实际工业系统以连续时间

方式运行,并且通过完善的分析工具,如 Lyapunov 稳定性理论^[110],可获得保守性更低的理论结果. 连续时间分布式 ED 算法可分为基于一阶梯度信息或基于二阶 Hessian 信息. 受到文献 [111] 的启发,分布式 ED 算法^[112-118]设计第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}(t) &= \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(\lambda_j(t) - \lambda_i(t)) + \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)) + \\ &\quad \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(s_j(t) - s_i(t)), \\ \dot{s}_i(t) &= \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(\lambda_i(t) - \lambda_j(t)), \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $\sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(s_j(t) - s_i(t))$ 为误差校正项用于抵抗最优解处非零局部梯度信息的影响. 不难看出,算法 (11) 为算法 (10) 的连续时间版本,不同的是,算法 (11) 依旧要求 SGU 在每轮迭代与邻居完成两轮通信. 在文献 [119] 的基础上,分布式 ED 算法^[120-127]设计第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}(t) &= -\beta \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(\lambda_j(t) - \lambda_i(t)) + \\ &\quad \alpha \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t) - s_i(t)), \\ \dot{s}_i(t) &= \alpha \beta \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij}(\lambda_i(t) - \lambda_j(t)), \end{aligned} \quad (12)$$

其中 α 和 β 为正参数. 算法 (12) 相比算法 (11) 降低了通信资源消耗,文献 [128] 中的分布式 ED 算法消除了对辅助变量 $s_i(t)$ 的需求,进一步简化了计算和通信. 此外,文献 [129-132] 基于二阶多智能体系统研究了分布式 EDP.

2.3 有向图下基于分布式优化的解决方案

在 NPS 中,网络拓扑可能会随着设备状态变化或通信链路的故障和恢复而调整,这导致无法直接应用上述无向图下的分布式 ED 算法. 因为在非平衡有向图下,单向通信的 SGU 会导致 $\sum_{i \in [p]} \mathcal{W}_{ji} \neq \sum_{i \in [p]} \mathcal{W}_{ij}$, 无法保证权重矩阵的行和以及列和同时为 1. 下面介绍适用于非平衡有向图的基于分布式优化的分布式 ED 算法.

2.3.1 基于 Push-Sum 的 ED 算法

受文献 [133] 的启发,一些分布式 ED 算法^[134-140]将无向图下权重矩阵的假设放宽为仅保持列和为 1, 即列随机矩阵. 第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \omega_i(t+1) &= \frac{v_i(t)}{|\mathcal{N}_i^+(t)| + 1} + \sum_{j \in \mathcal{N}_i^-(t)} \frac{v_j(t)}{|\mathcal{N}_j^+(t)| + 1}, \\ \varphi_i(t+1) &= \frac{\varphi_i(t)}{|\mathcal{N}_i^+(t)| + 1} + \sum_{\varphi \in \mathcal{N}_i^-(t)} \frac{\varphi_j(t)}{|\mathcal{N}_j^+(t)| + 1}, \\ \lambda_i(t+1) &= \frac{\omega_i(t+1)}{\varphi_i(t+1)}, \\ v_i(t+1) &= \omega_i(t+1) + \alpha(t+1) \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)). \end{aligned} \quad (13)$$

其中: 衰减步长 $\alpha(t)$ 类似于无向图下的假设; 辅助变量 $\varphi_i(t)$ 满足 $\varphi_i(0) = 1$; $|\mathcal{N}_i^+(t)|$ 和 $|\mathcal{N}_i^-(t)|$ 分别为 SGU i 和 j 当前时刻的出邻居数量, 即出度. 在算法 (13) 中, 每个 SGU i 将缩放后的信息 $\frac{v_i(t)}{|\mathcal{N}_i^+(t)| + 1}$ 和 $\frac{\varphi_i(t)}{|\mathcal{N}_i^+(t)| + 1}$ 发送给各自的邻居, 随后 SGU i 将接收到的信息进行求和并获得 $\omega_i(t+1)$ 和 $\varphi_i(t+1)$. 辅助变量 $\varphi_i(t)$ 保证每个 SGU 得到相同的权重, 进而 $\lambda_i(t)$ 收敛到由 $v_i(t)$ 决定的全局最优点.

该算法已经被广泛用于求解时变通信拓扑下的 EDP, 然而从算法结构来看, 每个 SGU 被要求获得自身出邻居的数量, 这限制了其应用范围. 例如在基于广播的通信模式中, SGU 既不知道他们的外部邻居, 也无法调整它们的外部权重.

2.3.2 基于 Perron 向量的 ED 算法

另一种针对非平衡图的解决方案是将无向图下权重矩阵的假设放宽为仅保持行和为 1, 即行随机矩阵. 文献 [141] 指出, 由于行随机矩阵 $\bar{\mathcal{W}} \in \mathbb{R}^{P \times P}$ 不满足列和为 1, 它有一个不均匀的平稳分布 $\pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_P]^T$, 其中 $\sum_{i=1}^P \pi_i = 1, \pi_i \in (0, 1)$. 这将导致无向图下的 ED 算法最终优化了错误的目标函数 $\max_{\bar{\lambda} \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^P \pi_i \bar{E}_i(\bar{\lambda})$. 为了抵消 π_i 的影响, SGU 只需优化新的局部目标函数 $\bar{E}_i(\bar{\lambda})/\pi_i$ 即可, 随之而来的问题是向量 π 实际上是权重矩阵 $\bar{\mathcal{W}}$ 的归一化左特征向量/Perron 向量, 该全局信息对于单个 SGU 而言并不可用. 文献 [142] 设计了 Perron 向量估计器用于分布式地获取 Perron 向量 π , 使得上述基于衰减步长的算法 (7) 能够适应非平衡有向图. 因此, 分布式 ED 算法^[143-147]中第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \lambda_i(t+1) &= \sum_{j=1}^P \bar{\mathcal{W}}_{ij} \lambda_j(t) + \alpha(t) \frac{\nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t))}{z_{ii}(t)}, \\ z_i(t+1) &= \sum_{j=1}^P \bar{\mathcal{W}}_{ij} z_j(t). \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $z_i(t) = [z_{i1}(t), \dots, z_{iP}(t)]^T$ 为辅助变量并满足

初始化条件:

$$z_{ij}(0) = \begin{cases} 1, & i = j, \forall i \in [P]; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

基于上述思想, EXTRA^[148]、DIGing 算法^[149-150]以及连续时间一阶分布式 ED 算法 (12)^[151-152]也可嵌入 Perron 向量估计器处理非平衡图下 NPS 的 EDP. 相比于基于 Push-Sum 的 ED 算法, 该算法在分布式设置中更易实现, 每个 SGU 都可以单独地分配从邻居接收到信息的权重. 不足是 Perron 向量估计器的维度依赖于分布式网络的大小, 在大规模网络下其存储和通信成本较高. 此外, 时变非平衡图下的 π 不是常数, 若通信拓扑频繁变化, 则 Perron 向量估计器可能无法准确跟踪 $\pi(t)$.

2.3.3 基于 Push-Pull 的 ED 算法

上述非平衡有向图下的 ED 算法仅利用行随机或列随机权重矩阵的信息, 下面介绍同时采用两种权重矩阵的分布式 ED 算法. 受到文献 [153] 的启发, 文献 [154] 引入盈余变量来抵抗非平衡图的影响, 其中第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} \lambda_i(t+1) &= \sum_{j=1}^P \bar{W}_{ij} \lambda_j(t) + \alpha(t) \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)) - \epsilon s_i(t), \\ s_i(t+1) &= \sum_{j=1}^P (l_{ij} \lambda_j(t) + \hat{W}_{ij} s_j(t)) - \epsilon s_i(t). \end{aligned} \quad (15)$$

其中: 衰减步长 $\alpha(t)$ 类似于无向图下的假设; $s_i(t)$ 为盈余变量; 参数 $\epsilon > 0$; $\bar{W} \in \mathbb{R}^{P \times P}$ 为行随机矩阵; $\hat{W} \in \mathbb{R}^{P \times P}$ 为列随机矩阵; l_{ij} 满足

$$l_{ij} = \begin{cases} 1 - \bar{W}_{ij}, & i = j, \forall i \in [P]; \\ -\bar{W}_{ij}, & j \neq i, j \in \mathcal{N}_i^+; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

该 ED 算法的优势是无需额外的步骤即可消除仅使用行随机权重矩阵带来的不平衡. 每轮迭代 SGU j 将 $\lambda_j(t)$ 和 $\hat{W}_{ij} s_j(t)$ 发送到各自的外邻居. 利用每个 SGU 的入度和出度信息分别构造行和列随机权重矩阵, 保证 SGU 接收的加权增量成本之和以及发送的加权盈余变量之和均等于 1. 该算法的不足是出度信息有时并不可用以及衰减步长将导致较慢的收敛速率.

基于非平衡图下的一致性算法^[155], 文献 [156] 提出了固定步长下基于盈余变量的分布式 ED 算法. 上述算法没有用到梯度信息, 因此受到 DIGing 算法的启发, 文献 [157] 提出了 Push-Pull 算法并在文献 [158-162] 中应用于 EDP. 第 i 个 SGU 的更新规则

如下:

$$\begin{aligned} \lambda_i(t+1) &= \lambda_i(t) + \sum_{j=1}^P \bar{W}_{ij} (\lambda_j(t) - \lambda_i(t)) + \alpha y_i(t), \\ y_i(t+1) &= y_i(t) + \sum_{j=1}^P \hat{W}_{ij} (y_j(t) - y_i(t)) + \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t+1)) - \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)). \end{aligned} \quad (16)$$

其中: $y_i(t)$ 为辅助变量并满足初始条件 $y_i(0) = \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(0))$. 在每轮迭代中, 每个 SGU 分别向出邻居 “Push” 加权后的平均梯度估计, 并从其入邻居处 “Pull” 最优增量成本估计并本地组合. 在合适的最大步长约束下, 算法 (16) 可以精确地线性收敛到最优增量成本. 值得注意的是, Push-Pull 算法与文献 [156] 算法类似, 后者通过功率偏差估计规则 $\Delta x_i(t+1) = \sum_{i=1}^P \Delta x_j(t) - (x_i(t+1) - x_i(t))$ 实现供需平衡, 无需式 (6) 中的领导者收集各 SGU 的输出功率. 由于供需平衡约束中的 x_R 和 D 不随时间变化, 式 (16) 中的 $\nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t+1)) - \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t))$ 等价于 $-(x_i(t+1) - x_i(t))$.

文献 [163] 指出, 算法 (16) 可能对通信链路噪声、量化以及未正确初始化等引起的误差缺乏鲁棒性, 误差信息会在辅助变量 $y_i(t)$ 的更新中累计, 导致错误的平均梯度估计. 因此, 文献 [163] 提出了鲁棒 Push-Pull 算法并在文献 [164] 中应用于 EDP. 第 i 个 SGU 的更新规则如下:

$$\begin{aligned} y_i(t+1) &= (1 - \gamma) y_i(t) + \gamma \left(\sum_{j=1}^P \hat{W}_{ij} y_j(t) + \zeta_i^y(t) \right) + \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t)), \\ \lambda_i(t+1) &= (1 - \xi) \lambda_i(t) + \xi \left(\sum_{j=1}^P \bar{W}_{ij} \lambda_j(t) + \zeta_i^\lambda(t) \right) + \alpha (y_i(t+1) - y_i(t)). \end{aligned} \quad (17)$$

其中: $\alpha > 0$ 为固定步长, $\zeta_i^y(t)$ 和 $\zeta_i^\lambda(t)$ 为误差信号, 参数 γ 和 ξ 满足 $\gamma, \xi \in (0, 1]$, 辅助变量 $y_i(t)$ 满足任意的初始化条件. 尽管误差信号依旧可以在 $y_i(t+1)$ 的更新中累计, 但是历史时刻的累计误差会在 $y_i(t+1) - y_i(t)$ 中被消除.

注 2 第 2.2 节和第 2.3 节中回顾的分布式 ED 算法不局限于特定的电力调度机构 (如省调、市调、地调等) 或时间尺度 (日前调度、实时调度等). 无论是局部区域调度还是更大范围的系统调度, 在分布式网络下均需要各 SGU 通过信息交互协同计算

最优调度. 算法可以根据实际应用的需求进行灵活配置, 以适应不同层级的调度任务. 尽管上述算法主要从理论角度给出了 EDP 的分布式解决方案, 但也有些实际应用案例. 例如, 文献 [79] 使用了未来可再生电能输送和管理系统验证算法的有效性, 该系统适用于分布式可再生能源和分布式储能设备的即插即用, 使住宅配电系统中的消费者能够实现灵活的能源共享^[165]. 除了 EDP, 上述算法还可以广泛应用于其他领域, 如大规模机器学习^[166]、多车辆系统^[167] 以及源定位系统^[168] 等.

2.4 分布式网络下新型电力系统协同优化调度的扩展问题

上一节从 SGU 间不同通信拓扑的角度介绍了现有基于分布式优化的 ED 算法, 本节将介绍 NPS 的 EDP 在分布式网络下的一些扩展问题并对相应的解决思路以及现有研究成果进行综述.

2.4.1 一般的通信模型

由于 SGU 的地理位置较为分散, 网络中传输的数据可能需要经历多个网络设备, 在数据量较大的情况下会导致通信速度的降低. 此外, 每个 SGU 在接收到邻居信息后需要一定时间进行处理和计算, 硬件条件较差的设备会增加算法的运行时间. 因此通信延迟在分布式网络下的 EDP 中普遍存在, 其不仅会降低算法的收敛速度, 甚至导致算法无法精确收敛或发散^[169-170]. 由于 SGU 在当前时刻无法确定接收到的邻居信息, 这对算法的收敛性分析带来了挑战. 离散时间下的分布式 ED 算法大多利用增广图的思想^[171], 由于单次迭代中信息仅能通过一个 SGU, 在通信链路中嵌入额外的虚拟 SGU 即可模拟信息的延迟到达. 在最大延迟有界的限制下, 文献 [134-135, 138] 和文献 [143, 145, 147] 分别利用 Push-Sum 和 Perron 向量的思想研究了时变通信拓扑下的 EDP, 并证明了时变有向图在满足一直联合强连通的假设下可以收敛于最优增量成本. 文献 [154, 159] 基于 Push-Pull 的思想研究了时变延迟下的 EDP. 在连续时间下的分布式 ED 算法中, 文献 [172] 对算法进行 Laplace 变换并通过分析传递函数的零点得出当固定延迟不超过临界值时算法可以收敛到最优增量成本, 当超过临界值时算法表现出震荡行为. 文献 [173] 利用广义 Nyquist 准则, 给出了在最大允许延迟上界下保证算法动态性能的充分条件. 对于时变延迟, 利用依赖于延迟的一次积分和二次积分项设计 Lyapunov-Krasovskii 泛函是常见的解决方案. 文献 [120] 分别建立了慢变化延迟和快变化

延迟的线性矩阵不等式, 并得出延迟相关和延迟无关的充分条件. 此外, 文献 [174] 研究了时变延迟下微电网中的 EDP 问题, 文献 [175] 保证了分布式 ED 算法在切换图下的收敛性.

另一个不可忽视的问题是 SGU 间不理想的通信链路, 即数据的随机丢包^[176]. 由于无法先验地检测到随机丢包, 使得 SGU 无法获取准确的出度信息, 进而导致算法性能的下降^[177]. 文献 [178] 提出了一种鲁棒的分布式系统增量成本估计算法, 以解决考虑随机丢包的 EDP. 文献 [179] 通过时变图建模丢包, 并基于 Push-Sum 算法证明了只要底层网络以正概率保持强连通, 算法即可收敛. 文献 [180] 提出了一种基于相似度的方法来估计丢失的信息, 代价是不精确的估计信息无法保证算法的最优性. 基于 Push-Pull 的思想, 文献 [82] 令 SGU 之间交换平均梯度估计的累计值用于补偿丢包导致的信息丢失.

2.4.2 有限的通信资源

在 NPS 中大规模部署网络设备时, 庞大的数据交换会迅速导致网络负载失衡, 耗尽网络资源^[181]. 因此在分布式 ED 方面, SGU 的通信瓶颈会导致电网运行不可靠. 为了降低 EDP 中的通信资源花费, 常见的解决思路包括提升算法的收敛速度、降低 SGU 间的通信频率、减小单次通信的数据传输大小. 本节将针对以上 3 种解决思路对现有研究成果进行综述.

加速算法收敛的思路是通过降低收敛到相同精度所需的迭代次数来降低总通信轮次进而降低总通信资源消耗. 增量成本的一致性加速可以通过优化权重矩阵^[182-183] 或嵌入历史时刻信息实现. 前者的思路是最小化权重矩阵的谱半径, 因为其控制着渐近收敛速度, 而这带来了大量的初始化成本且受到图连通性的约束. 后者的实现方式较为多样, 前文介绍的基于固定步长的算法本质上均利用了历史时刻的最优增量成本估计或梯度信息. 若不显著改变算法结构, 则可通过添加合适的动量项 (重球项^[184] 或 Nesterov 动量^[185]) 加速收敛. 重球法的思想是在 $\lambda_i(t+1)$ 的更新规则中嵌入重球项 $\mathcal{D}(\lambda_i(t) - \lambda_i(t-1))$, 其中 $\mathcal{D} \geq 0$ 为加速参数. 常见的 Nesterov 加速梯度算法形式如下:

$$\begin{aligned} \lambda_i(t) &= \sum_{j=1}^P \mathcal{W}_{ij} y_j(t-1) + \\ &\quad \alpha(t-1) \nabla \bar{E}_i(\lambda_i(t-1)), \\ y_i(t) &= \lambda_i(t) + \frac{t-1}{t+2} (\lambda_i(t) - \lambda_i(t-1)). \end{aligned} \quad (18)$$

其中: $y_i(t)$ 为辅助变量并满足初始化条件 $y_i(0) =$

$\lambda_i(0)$. 文献 [186] 通过在算法更新规则中添加重球项来加速收敛. 文献 [99] 分别在原始和对偶变量的更新中加入重球项用于加速无梯度 ED 算法. 文献 [187] 通过 Nesterov 加速梯度法解决了随机通信网络下的分布式 EDP. 文献 [117] 设计了连续时间下基于 Nesterov 动量的分布式 ED 算法. 文献 [80] 将 DIGing 算法与两种动量项相结合用于加速收敛. 通过嵌入 Perron 向量估计器, 文献 [149] 进一步将其扩展到非平衡图. 文献 [188] 通过不同的参数选择, 算法可在重球项或 Nesterov 项间进行切换. 除了上述动量项的添加, 文献 [85] 利用 Short Memory 平均一致性思想^[189], 将当前时刻通过 DIGing 算法更新后的状态与上一时刻的历史状态进行线性组合来加速收敛. 以上加速算法时需要手动设置合理的固定步长, 不当的步长可能导致算法收敛速度的降低甚至远离最优点, 因此文献 [190] 提出了基于自适应步长的加权梯度下降算法. 权重矩阵被重新构建用于加速梯度信息趋于一致, 并且通过 Hessian 矩阵的迭代获得最优步长.

第 2 种解决思路是通过在相同迭代下降低 SGU 和邻居的总通信频率进而降低总通信资源消耗. 因此, 一些分布式 ED 算法利用事件触发通信^[191]来避免 SGU 间频繁的信息交换. 在 EDP 中, 事件触发通信的思路是通过预设的触发规则, 使 SGU 只有在违反规则的情况下才与邻居进行信息交互, 减少每次迭代不必要的通信. 关键的挑战是设置合适的触发规则使算法在没有 Zeno 行为的情况下收敛到最优增量成本. 文献 [99, 140, 147] 将当前时刻最优增量成本估计 $\lambda_i(t)$ 与上一时刻触发状态 $\tilde{\lambda}_i(t)$ 的误差 $\|\lambda_i(t) - \tilde{\lambda}_i(t)\|$ 作为触发误差, 并与渐近衰减到 0 的触发阈值进行比对, 只有触发误差高于触发阈值时 SGU i 才与自身所有邻居进行一轮信息交互. 文献 [123, 192] 设计了依赖于一致性误差的触发阈值, 文献 [92, 124-125, 193-196] 在此基础上增加可调参数进一步降低触发频率并提高算法的灵活性. 文献 [197] 结合上述两种触发阈值设计了自适应分布式事件触发算法, 其中耦合权重通过自适应律调整, 用于处理未知的通信不确定性. 文献 [96] 指出在动态电力需求下上述触发规则可能无法显著降低通信频率, 进而设计了随机触发传输协议, 其中每个 SGU 的通信状态被建模为 Markov 链, 包括成功通信、丢包 (未知但有界) 和不通信. 这种建模允许 SGU 自由调整与邻居间的通信频率, 并无需计算复杂的触发函数.

第 3 种解决思路是 SGU 间通过传输量化信息减小单次通信的数据传输大小, 从而在相同带宽下传输更多的信息. 量化通信下 SGU 发送到邻居的实值信息被映射为离散或有限集合, 不可避免地为一一致性过程引入了量化误差^[198]. 文献 [199] 通过增加量化水平抵抗量化误差对最优增量成本估计的影响, 代价是更广泛的数据发布. 文献 [200-201] 通过动态放缩的编码解码器保证了分布式算法的精确收敛. 基于上述思想, 文献 [126, 161, 202-203] 研究了量化通信下的分布式 EDP, SGU i 通过编码器将最优增量成本估计 $\lambda_i(t)$ 映射为如下整数值变量:

$$q(\lambda_i(t)) = \begin{cases} -q(-\lambda_i(t)), & \lambda_i(t) < -\frac{1}{2}; \\ 0, & \lambda_i(t) \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]; \\ h, & \lambda_i(t) \in \left[\frac{2h-1}{2}, \frac{2h+1}{2}\right]; \\ l, & \lambda_i(t) > \frac{2l-1}{2}. \end{cases}$$

随后邻居 SGU j 利用接收到的 $q(\lambda_i(t))$ 通过解码器估计准确的 $\lambda_i(t)$.

2.4.3 潜在的通信安全

在 NPS 的 EDP 中, 各独立能源实体需要通过通信网络共享调度信息, 并遵循“安全分区、网络专用、横向隔离、纵向认证”十六字方针. 纵向认证要求 SGU 传输加密后的数据并解密验证接收的邻居信息, 横向隔离要求不同区的 SGU 间不加密也无法“直接”访问. 由于被共享信息往往具有高度敏感性, 若恶意窃听者根据窃听到的信息推断出 SGU 的本地成本或功率输出参数, 则可以进行恶意攻击, 从而提高发电成本. 此外, 横向隔离也并不绝对安全, 攻击者仍然可以在特定条件下攻破这种防御, 例如攻击者可以操纵 SGU 的物理层发送虚假信息, 使现有分布式 ED 算法变得脆弱或无效, 从而以不可预见的方式导致 NPS 损坏甚至瘫痪. 通过对现有基于分布式协同优化的 EDP 的研究成果进行总结, 本节分别从隐私保护和网络攻击的角度进行综述, 同时补充了一些实际电力系统中常见的纵向认证技术.

实现隐私保护的常见解决方案是在分布式 ED 算法的更新规则中加入条件噪声, 以掩盖网络中传输的真实信息. 在文献 [137, 145-146, 204-205] 中, 条件噪声 $\varpi_i(t)$ 在范围 $[-\bar{\varpi}_i(t), \bar{\varpi}_i(t)]$ 中任意选取, 噪声上界满足如下条件:

$$\sum_{t=0}^{\infty} \bar{\varpi}_i(t) < \infty, \quad \sum_{t=0}^{\infty} \bar{\varpi}_i^2(t) < \infty, \\ \bar{\varpi}_i(t) \in (0, \bar{\varpi}_i(s)], \quad \forall t > s \geq 0.$$

文献 [137]、文献 [145] 分别基于 Push-Sum 和 Perron 向量的思想研究了时变有向图下的隐私保护问题. 文献 [146] 结合随机睡眠机制提高了算法的计算效率. 文献 [205] 提出了一种基于多步梯度信息的分布式隐私保护算法, 在传输的多步梯度信息中加入随机噪声, 保证最优解的收敛性和 SGU 成本函数参数的私密性. 此外, 差分隐私^[206] 由于其严格的数学表述和可证明的隐私性, 在 EDP 中得到了广泛的应用^[81,140,207-212]. 实现思路为 SGU 在信息发送前添加合适的 Laplace 噪声或 Gaussian 噪声, 使窃听器即使获得任意的辅助信息 (如步长、权重矩阵、SGU 间共享的信息等), 也不能以很高的概率反推出 SGU 的隐私信息. 文献 [207] 结合事件触发机制同时实现了差分隐私保护和通信资源节约. 文献 [81] 结合 DIGing 算法提出了差分隐私分布式 ED 算法, 文献 [208] 利用 Push-Pull 的思想将其扩展到有向图, 并研究了异构步长下的差分隐私保护问题, 该算法允许每个 SGU 本地决定步长大小. 文献 [209] 研究了动态 ED 下的差分隐私保护问题. 文献 [210] 在异构延迟下设计了连续时间差分隐私分布式 ED 算法. 文献 [211] 利用差分隐私方法同时实现对消费者需求的 Kullback-Leibler 隐私保障以及 SGU 发电量的 (ϵ, δ) -隐私. 除了以上两种思路, 文献 [85] 通过在初始时刻将扰动信号注入通信边来防止敏感信息的泄露, 好处是算法之后的更新无需添加扰动信号. 文献 [213-214] 中除了零和指数衰减噪声项之外还包括一个秘密函数, 用于保护隐私信息. 文献 [215] 提出了带误差补偿的随机权重隐私保护算法, 利用随机变量代替原权重项并通过误差补偿项保证算法的准确性. 除了引入条件噪声, 还可以采用基于密码学的方法保护隐私. 文献 [199] 在文献 [156] 所提算法的基础上, 结合 Paillier 密码系统开发了适用于有向图的分布式 ED 算法. 文献 [203] 利用 Paillier 密码系统的加性同态特性, 提出了一种没有第 3 方的保密交互协议, 并设计动态量化器方便数据加密和信号传输. Paillier 密码的思路为每次迭代每个 SGU 使用不同的公钥加密数据, 并将其发送给外部邻居, 然后由邻居解密数据以进行更新^[216]. 不足是加密和解密操作增加了计算负担, 因此文献 [217] 通过令每个 SGU 在初始时刻随机选取一个邻居进行加密, 从而减少计算负担. 近年来, 文献 [218] 提出了一种基于状态分解的隐私保护技术, 并被应用于解决分布式 EDP^[72, 219-220]. 该技术将初始敏感信息分成两个子状态, 外部子状态和邻居进行信息交互, 内部子状态和外部子状态进行信息交互并对其他邻居完全未知.

此外, 这两个子状态的初始值是随机生成的, 但它们的和是敏感信息初始值的两倍, 以便精确收敛和不影响隐私性能. 上述提到的隐私保护技术属于端端的加密, 加密过程可能会带来计算负担并增加通信延时. 此外, 还可以采用交换机或路由器对已发送的数据进行加密, 缺点是加密设备容易受到攻击者攻击, 进而破坏整个网络的稳定性^[221-223].

除隐私保护外, 网络攻击也是分布式网络下 NPS 面临的重大威胁之一. 现有研究大多聚焦于设计抵抗各类网络攻击的弹性分布式 ED 算法. 文献 [224] 分别研究了离线和在线情况下分布式 ED 算法在虚假数据注入攻击下的性能. 文献 [225] 在 EXTRA 的基础上提出了一种基于混合整数线性规划方法用于抵抗拒绝服务 (denial of service, DoS) 攻击. 文献 [127] 利用微分包含对 DoS 攻击模式进行建模, 并给出了在 DoS 攻击下保证连续事件分布式 PI 算法指数收敛的条件. 文献 [226] 研究了 DoS 攻击下孤岛微电网的能量管理问题, 并结合事件触发机制降低通信资源花费. 文献 [227] 在文献 [156] 所提算法的基础上, 提出了一种针对 EDP 的 DoS 攻击与虚假数据注入攻击相结合的最优攻击策略. 文献 [228] 利用衰减条件噪声保护隐私信息并设计基于通信链路信誉值的隔离过程, 将恶意 SGU 从通信网络中隔离出来. 文献 [229-230] 研究了拜占庭攻击下的弹性分布式 ED 算法, 文献 [95] 设计了基于信任的权重分配机制进一步降低拜占庭 SGU 的影响.

2.4.4 可再生能源和负荷的不确定性

NPS 中大规模接入的可再生能源在减少碳排放并带来显著环境效益的同时, 它们的间歇性、波动性和随机性也给 NPS 的安全-稳定运行带来了前所未有的挑战. 此外, 在分布式网络中, 用户需求和新型负荷的多样性和不可预测性进一步为 NPS 的 EDP 中引入多个概率变量. 为了解决以上不确定性, 常见的解决思路包括随机优化、机会约束优化和鲁棒优化. 本节将针对以上 3 种解决思路对现有研究成果进行综述.

随机优化是一类在目标函数和/或约束中包含随机变量时求解优化问题的方法, 通过将不确定性表示为既定分布确定随机问题的最优解^[231]. 文献 [232] 通过在线模型预测控制抵消随机光伏发电的预测误差. 文献 [233] 提出了一种随机 ED 模型来最大化可再生能源的渗透率, 其中风能和光伏输出功率的不确定性通过动态场景生成方法描述^[234]. 文献 [235] 提出使用嵌套式稀疏网格随机配置法解决随机 EDP, 系统中的随机变量通过限阶展开来近似. 文

文献 [236] 提出了一种数据驱动的场景生成方法, 通过最小化统计属性相对于历史数据的误差来查找并准确表示变量的不确定性. 文献 [237] 提出了基于自适应动态规划的微电网 ED 算法, 通过从历史数据中获得的经验知识, 减少可再生能源、负荷和电价的不确定性. 在此基础上, 文献 [238] 研究了随机输配电网络的 EDP, 其中考虑了可再生能源的不确定输出. 机会约束规划通过引入概率约束, 确保在不确定环境下优化决策的可行性或可靠性^[239]. 核心思想是考虑在不确定性条件下, 如何使得大多数情况下的决策都能满足预设的约束条件. 为了有效求解这类问题, 通常需要利用模拟法 (Monte Carlo 模拟、Latin 超立方抽样、样本均值近似等) 或解析法 (假设分布、点估计、核密度估计、P-有效点法等) 将其转化为确定性模型^[240]. 一些文献利用以上方法解决带有不确定性的 EDP^[241-243]. 鲁棒优化起源于 20 世纪 50 年代, 其核心思想是考虑最坏情况下的不确定参数并制定约束条件, 保证系统在所有可能情况下保持在可行区域内, 随后寻找能够最小化最坏情况的最优解^[244]. 与传统的优化方法不同, 鲁棒优化不依赖于对不确定参数的精确概率分布的建模, 而是通过

考虑不确定性范围或区间来优化决策. 文献 [245] 提出了两阶段自适应鲁棒优化算法解决不确定风电下的动态 EDP, 其中第 1 阶段优化运行基点并设置储能系统应对风电的不确定性, 第 2 阶段重新调度来提高系统可靠性并找到最坏的情况. 类似地, 文献 [246] 设计了基于投影梯度和有限时间平均一致性的 ED 算法, 通过构建风电的线性成本函数, 保证优化问题的凸性. 针对可再生能源和负荷不确定性的 EDP, 文献 [247] 提出了一种基于线搜索方法和多项式滤波器的自适应步长的改进分布式鲁棒优化方法, 其中通过线搜索方法获得的步长能够避免固定步长带来的振荡, 多项式滤波器用于加速一致性收敛. 文献 [248] 利用数据自适应集来描述随机变量的不确定. 文献 [249] 构建了基于置信区间的风电模糊集, 设计了分布式鲁棒实时 ED 算法, 以在所提出模糊集中最差分布对下的运营成本与风险之间取得平衡. 值得注意的是, 通过结合鲁棒优化, 本文在第 2.2 节和第 2.3 节中介绍的算法能够处理来自可再生能源和负荷的不确定性.

表 1 列出了回顾的现有算法的综合列表.

表1 不同分布式 ED 算法的收敛条件对比

基本算法	离散/连续时间	网络结构	步长	通信轮次
基于衰减步长	离散时间	固定无向	衰减步长	一轮
基于EXTRA ^[70-72]	离散时间	固定无向	固定步长	两轮
基于DIGing ^[42,75-85]	离散时间	固定无向	固定步长	两轮
基于分布式比例-积分	连续时间	固定无向	固定步长	两轮 ^[112-118] /一轮 ^[120-127]
	离散时间 ^[92-96]	固定无向	固定步长	一轮
基于零阶信息	离散时间	固定无向	衰减 ^[98] /固定 ^[97,99,100]	两轮 ^[97,98,100] /一轮 ^[99]
基于二阶信息	离散时间	固定无向	—	三轮 ^[102-104] /一轮 ^[105]
基于Push-Sum ^[134-138]	离散时间	时变有向	衰减步长	两轮
基于Perron向量	离散 ^[143-150] /连续 ^[151,255]	固定有向	衰减 ^[143-147] /固定 ^[148-150]	—
基于Push-Pull ^[158-162,164]	离散时间	固定有向	固定步长	两轮

3 新型电力系统中的异质性经济调度问题

在 NPS 运行中, 除了标准 EDP 中的 SGU 容量和供需平衡约束, 还存在一些异质性目标函数和设备能力限制, 例如线路损耗、爬坡约束、环境约束等. 这些限制条件缩小了可行解空间, 可能会使原始问题或对偶问题非凸化. 下面分别从目标函数和设备能力的角度对现有研究成果进行综述.

3.1 异质性目标函数

随着人们对保护环境和限制二氧化碳排放的关注度不断提高, 许多国家通过立法征收碳税, 以惩罚不环保的行为, 同时可以进一步促进可再生能源的利用. 文献 [226, 250-253] 将排放成本纳入系统目标

函数来减少碳排放, 其中排放成本一般为二次型或线性函数. 此外, 文献 [254] 考虑了二次无功发电和补偿成本函数, 并基于文献 [156] 的算法设计时变有向图下适用于随机通信噪声的分布式 ED 算法. 无功功率的合理分配将保证局部无功平衡, 提高功率因数. 考虑无功功率成本的目标函数变为

$$\begin{aligned} \min \mathcal{F}(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^P \mathcal{F}_i(x_i), \\ \sum_{i=1}^P \mathcal{F}_i(x_i) &= \sum_{i=1}^P C_i + C_{cQ}(x_{Q_c}), \\ C_i &= C_{gP_i}(x_{P_{g_i}}) + C_{gQ_i}(x_{Q_{g_i}}). \end{aligned}$$

其中: $x_{P_{gi}}$ 和 $x_{Q_{gi}}$ 分别为有功和无功发电功率, C_i 为第 i 个 SGU 的总发电成本, $C_{g_{P_i}}(x_{P_{gi}})$ 和 $C_{g_{Q_i}}(x_{Q_{gi}})$ 分别为有功和无功发电成本, $C_{cQ}(x_{Q_c})$ 为无功补偿装置产生的无功补偿费用. 值得注意的是, 上述研究均假设成本函数的拟合系数对所有 SGU 为固定值. 由于负荷大小、燃料质量、运行环境和设备老化可能会影响 SGU 的性能和效率, 这种不确定性会导致发电成本随时间变化, 从而导致最优调度策略随时间变化. 时变发电成本下的目标函数变为

$$\begin{aligned} \min \quad & C(\mathbf{x}, t) = \sum_{i=1}^P C_i(x_i, t); \\ \text{s.t.} \quad & x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}, x_i \in \psi_i, \\ & \sum_{i=1}^P x_i + x^R = \mathcal{D}. \end{aligned}$$

针对以上目标函数, 文献 [255] 将预测-校正方法与有限时间非光滑一致性思想相结合, 提出了连续时间分布式 ED 算法, 该算法确保当成本函数具有相同的 Hessian 时, 所有 SGU 的状态都将跟踪相应的时变最优轨迹, 并且跟踪误差为零. 文献 [256] 提出了基于预测-校正和“Consensus+Innovation”思想的离散时间分布式 ED 算法, 其中灵敏度分析方法被引入用于计算校正步骤的估计值与最优增量成本间的偏差. 文献 [257] 提出了基于动态量化器的分布式算法, 并且证明了该算法可以收敛到最优解的邻域, 其中邻域大小依赖于时变最优解的有界变化率.

不同于上述的凸成本函数, 一些设备限制条件会导致成本函数具有不可微分点和不连续性的非凸解空间. 例如, 某些 SGU 中控制阀顺序打开会产生阀点效应^[258], 在实际操作中需要避免在禁区内调整发电功率, 因此 SGU 的可行操作区域如下:

$$\begin{aligned} x_i^{\min} &\leq x_i \leq x_{i,1}^{\ell}; \\ x_{i,h-1}^u &\leq x_i \leq x_{i,h}^{\ell}, h \in \{2, \dots, p_i\}; \\ x_{i,p_i}^u &\leq x_i \leq x_i^{\max}. \end{aligned}$$

其中: h 为 SGU i 的禁止区域数量, $x_{i,h}^{\ell}$ 和 $x_{i,h}^u$ 分别为禁止区域的下界和上界. 值得注意的是, 即使在二次型成本函数下考虑禁止区域约束依然会导致非凸解空间. 此外, 为了表示阀点效应和多种燃料选项而导致的不可微分点, 二次型成本函数中需要考虑额外的正弦项来进行近似^[259], 即 $C_i(x_i) = a_i x_i^2 + b_i x_i + c_i + |\epsilon_i \sin(\phi_i(x_i^{\min} - x_i))|$. 对于非凸成本函数下的 EDP, 上节介绍的算法无法求解, 因此文献 [260] 引入基于拍卖的分布式一致性算法解决. 基本思路为设置 SGU 既是买方又是卖方, 并且可以通过与其他 SGU 谈判改变其输出功率, SGU 的选择由总发电成

本的最小化驱动, 同时需要满足约束条件. 文献 [261] 基于多智能体系统的分布式模式搜索算法解决非凸 EDP. 文献 [262] 通过分布式随机无梯度算法解决非凸 EDP. 文献 [263] 通过 Lagrange 方法揭示了阀点效应下 EDP 的最优条件, 并通过 Lyapunov 稳定性理论保证算法的收敛性.

3.2 异质性设备能力

为了保证 NPS 的稳定性和可靠性以及考虑到 SGU 在调整出力时必须克服的热惯性和机械惯性, SGU 不可能无限制地增加或减少输出功率, 为了限制 SGU 在短时间内调整输出功率的能力, 可以在标准 EDP 上根据需要添加如下爬坡功率约束:

$$-\Delta x_i^{\min} \leq x_i(t+1) - x_i(t) \leq \Delta x_i^{\max}, \quad (19)$$

其中 Δx_i^{\min} 和 Δx_i^{\max} 分别为 SGU i 的爬坡率下限和上限. 一些文献研究了带有爬坡功率约束的 EDP^[57,209,253,264], 常见的处理方式包括将约束 (19) 与 (1b) 合并为

$$\tilde{x}_i^{\min} \leq x_i(t) \leq \tilde{x}_i^{\max}. \quad (20)$$

其中

$$\begin{aligned} \tilde{x}_i^{\min} &= \max(x_i^{\min}, x_i(t-1) - \Delta x_i^{\max}), \\ \tilde{x}_i^{\max} &= \min(x_i^{\max}, x_i(t-1) + \Delta x_i^{\max}). \end{aligned}$$

此外, 还可以将约束 (19) 转换为如下不等式约束:

$$\begin{aligned} \zeta_i &: x_i(t) - x_i(t-1) - \Delta x_i^{\max} \leq 0, \\ \xi_i &: -\Delta x_i^{\min} - x_i(t) + x_i(t-1) \leq 0, \end{aligned}$$

其中 ζ_i 和 ξ_i 为约束的对偶变量, 随后结合对偶变量 λ_i 构建新的 Lagrange 函数. 此外, 考虑到电流在输电线路中流动时产生的热量损失, 为了更准确地评估电力传输的实际成本和效率, ED 算法必须优化 SGU 的输出功率分配用于弥补传输过程的损失. 当考虑线路损耗时, 标准 EDP 中的供需平衡约束 (1c) 变为

$$\sum_{i=1}^P x_i + x^R - x_{\text{loss}} = \mathcal{D}. \quad (21)$$

文献 [56, 75, 138, 145, 224, 265-267] 考虑了二次型线路损耗, 即 $x_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^P l_i x_i^2$, 参数 $l_i \in (0, 1)$. 文献 [226, 268-270] 考虑了线性线路损耗, 即 $x_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^P l_i x_i$, 参数 $l_i \in (0, 1)$. 由于二次型线路损耗会导致式 (21) 变为二次等式约束, 使得可行集非凸, 难以直接求解. 文献 [224] 通过松弛法将式 (21) 转换为不等式约束, 将非凸问题转化为凸问题, 并进一步给出了两个问题等价的充分条件. 值得注意的是, 上述 EDP 中均假设电力需求为固定的或不同时段中切

换,一些分布式 ED 算法研究了连续变化的动态电力需求^[96,271-273]。在这种情况下,EDP 可以看作一个具有时变约束的优化问题,需要算法快速接近并跟踪时变的最优增量成本。

4 展望

尽管 NPS 的前景令人期待,并且基于分布式优化的解决方案为 NPS 的 EDP 增添了新的活力,但该交叉领域依然存在许多值得深入探讨的问题。通过分析现有成果,以下指出了该研究领域未来一些有趣且关键的研究方向。

4.1 灵活-开放-安全的网络模型

为了更好地适应分布式能源的接入,并增强 NPS 的弹复性和鲁棒性,需要建立更加灵活-开放-安全的分布式网络模型。在灵活性方面,未来的分布式网络需要实时响应市场需求和供应的变化。例如,利用边缘计算和物联网技术,实时监测和分析电力消费数据,实时优化 SGU 间的通信拓扑结构。开放性方面,NPS 应鼓励多元市场主体的参与,促进资源的共享与协作。通过建立开放的市场机制和平台,各类用户、SGU 和服务提供商可以随时加入和离开 NPS。随着网络攻击和数据泄露事件频发,NPS 的安全性必须得到重视。未来研究可以考虑使用区块链技术,以增强数据的透明性和不可篡改性,提升系统的信任度和安全性。此外,通过实施先进的网络安全防护措施,可以有效降低潜在的网络攻击风险。

4.2 非凸和多目标的问题描述

设计适用于非凸以及多目标函数的分布式 ED 算法。大多数现有研究都集中在分布式凸优化问题上,但考虑带有更多设备能力限制的 EDP 通常会导致局部最优解的出现,而多目标优化则需要从经济性、环保和系统稳定性等多个指标之间进行权衡。尽管目前已经开发出适用于不同通信拓扑的分布式非凸以及多目标优化算法^[274-280],但这些算法大多没有考虑上文提到的分布式网络下的扩展问题。例如,研究以上算法在一般通信模型下的收敛性和鲁棒性,以及为以上算法嵌入合适的隐私保护机制并设计弹性算法抵抗潜在的 DoS 攻击、虚假数据注入攻击、拜占庭攻击等。因此,未来的研究应集中于开发新型的分布式 ED 算法,以应对这些复杂的优化问题。

4.3 多能源网络协调优化

多种能源网络协调优化。现有大多数 EDP 仅考虑了传统 SGU 以及可再生能源,除此之外还需考虑其他类型的异质能源,例如冷网、热网、天然气网络等,并研究它们之间的耦合与协同运行是提升多能

源系统效率和可靠性的关键因素。尽管已有文献研究了上述的多能源网络^[281-283],但针对其多源波动性、负荷不稳定性等条件下的协同控制与优化调度技术方面的研究还尚未成熟。因此,将本文回顾的分布式优化算法以及在分布式网络下的扩展问题应用于多能源网络依然是有趣的研究方向,也是未来的主流趋势。

5 结语

本文对面向新型电力系统的分布式协同优化调度研究进行了综述,从网络结构的角度回顾了现有的分布式协同调度算法并总结了它们的基本原理、优势与局限性。总结了经济调度问题在分布式网络下的 3 大关键挑战,并基于现有研究结果提供了潜在的解决方案。此外,梳理了带有异质性目标函数和设备能力限制的经济调度模型以及各自的求解思路。研究表明,基于分布式协同优化的解决方案是经济调度问题中的研究重点,并非常具有研究前景,后续研究应重点解决灵活-开放-安全网络下的非凸经济调度问题。

参考文献 (References)

- [1] 舒印彪,陈国平,贺静波,等. 构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究[J]. *中国工程科学*, 2021, 23(6): 61-69.
(Shu Y B, Chen G P, He J B, et al. Building a new electric power system based on new energy sources[J]. *Strategic Study of CAE*, 2021, 23(6): 61-69.)
- [2] Chowdhury B H, Rahman S. A review of recent advances in economic dispatch[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1990, 5(4): 1248-1259.
- [3] 周玮,彭昱,孙辉,等. 含风电场的电力系统动态经济调度[J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(25): 13-18.
(Zhou W, Peng Y, Sun H, et al. Dynamic economic dispatch in wind power integrated system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2009, 29(25): 13-18.)
- [4] Lin C E, Chen S T, Huang C L. A direct Newton-Raphson economic dispatch[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1992, 7(3): 1149-1154.
- [5] Gar C W, Aganagic M, Waight J G, et al. Experience with mixed integer linear programming based approach on short term hydrothermal scheduling[J]. *IEEE Transaction on Power System*, 2001, 16(4): 743-749.
- [6] 吴雄,王秀丽,王建学,等. 微网经济调度问题的混合整数规划方法[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(28): 1-9.
(Wu X, Wang X L, Wang J X, et al. Economic generation scheduling of a microgrid using mixed integer programming[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(28): 1-9.)
- [7] Reid G F, Hasdorff L. Economic dispatch using quadratic programming[J]. *IEEE Transactions on*

- Power Apparatus and Systems*, 1973, PAS-92(6): 2015-2023.
- [8] Shiina T, Watanabe I. Lagrangian relaxation method for price-based unit commitment problem[J]. *Engineering Optimization*, 2004, 36(6): 705-719.
- [9] Chang S C, Chen C H, Fong I K, et al. Hydroelectric generation scheduling with an effective differential dynamic programming algorithm[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1990, 5(3): 737-743.
- [10] Yalcinoz T, Short M J. Neural networks approach for solving economic dispatch problem with transmission capacity constraints[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1998, 13(2): 307-313.
- [11] Liu D R, Cai Y. Taguchi method for solving the economic dispatch problem with nonsmooth cost functions[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(4): 2006-2014.
- [12] Attaviriyapap P, Kita H, Tanaka E, et al. A fuzzy-optimization approach to dynamic economic dispatch considering uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2004, 19(3): 1299-1307.
- [13] Basu M, Chowdhury A. Cuckoo search algorithm for economic dispatch[J]. *Energy*, 2013, 60: 99-108.
- [14] Wong K P, Fung C C. Simulated annealing based economic dispatch algorithm[J]. *IEE Proceedings C Generation, Transmission and Distribution*, 1993, 140(6): 509.
- [15] Chen P H, Chang H C. Large-scale economic dispatch by genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1995, 10(4): 1919-1926.
- [16] dos Santos Coelho L, Mariani V C. Economic dispatch optimization using hybrid chaotic particle swarm optimizer[C]. 2007 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Montreal, 2007: 1963-1968.
- [17] 孙俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2009.
(Sun J. Research on quantum behavior particle swarm optimization algorithm[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2009.)
- [18] Xu Y, Liu W. Novel multiagent based load restoration algorithm for microgrids[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2011, 2(1): 152-161.
- [19] Wang H W, Li C J, Li J Y, et al. A survey on distributed optimisation approaches and applications in smart grids[J]. *Journal of Control and Decision*, 2019, 6(1): 41-60.
- [20] 喻洁, 李扬, 夏安邦. 兼顾环境保护与经济效益的发电调度分布式优化策略[J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(16): 63-68.
(Yu J, Li Y, Xia A B. Distributed optimization of generation dispatch schedule considering environmental protection and economic profits[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2009, 29(16): 63-68.)
- [21] Lin C E, Viviani G L. Hierarchical economic dispatch for piecewise quadratic cost functions[J]. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 1984(6): 1170-1175.
- [22] Srikantha P, Kundur D. Distributed optimization of dispatch in sustainable generation systems via dual decomposition[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(5): 2501-2509.
- [23] Zheng W, Wu W, Zhang B, et al. A fully distributed reactive power optimization and control method for active distribution networks[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 7(2): 1021-1033.
- [24] Wang Y M, Wu L, Wang S X. A fully-decentralized consensus-based ADMM approach for DC-OPF with demand response[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 8(6): 2637-2647.
- [25] 王皓, 艾芊, 吴俊宏, 等. 基于交替方向乘子法的微电网群双层分布式调度方法[J]. *电网技术*, 2018, 42(6): 1718-1727.
(Wang H, Ai Q, Wu J H, et al. Bi-level distributed optimization for microgrid clusters based on alternating direction method of multipliers[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(6): 1718-1727.)
- [26] Boyd S. Distributed optimization and statistical learning *via* the alternating direction method of multipliers[J]. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2010, 3(1): 1-122.
- [27] Liang Y, Liu F, Mei S. Distributed real-time economic dispatch in smart grids: A state-based potential game approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 9(5): 4194-4208.
- [28] Sun H R, Chen X Y, Shi Q J, et al. Learning to optimize: Training deep neural networks for interference management[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(20): 5438-5453.
- [29] Guo F H, Xu B W, Zhang W A, et al. Training deep neural network for optimal power allocation in islanded microgrid systems: A distributed learning-based approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(5): 2057-2069.
- [30] Liu W R, Zhuang P, Liang H, et al. Distributed economic dispatch in microgrids based on cooperative reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(6): 2192-2203.
- [31] Dai P C, Yu W W, Wen G H, et al. Distributed reinforcement learning algorithm for dynamic economic dispatch with unknown generation cost functions[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(4): 2258-2267.
- [32] Li D W, Yu L Y, Li N, et al. Virtual-action-based coordinated reinforcement learning for distributed economic dispatch[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(6): 5143-5152.
- [33] Hu C F, Wen G H, Wang S, et al. Distributed multiagent reinforcement learning with action networks for dynamic economic dispatch[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024,

- 35(7): 9553-9564.
- [34] 洪奕光, 张艳琼. 分布式优化: 算法设计和收敛性分析[J]. *控制理论与应用*, 2014, 31(7): 850-857.
(Hong Y G, Zhang Y Q. Distributed optimization: Algorithm design and convergence analysis[J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(7): 850-857.)
- [35] Zhang Z A, Chow M Y. Convergence analysis of the incremental cost consensus algorithm under different communication network topologies in a smart grid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2012, 27(4): 1761-1768.
- [36] Zhang Z A, Chow M Y. The leader election criterion for decentralized economic dispatch using incremental cost consensus algorithm[C]. *IECON 2011 37th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. Melbourne, 2011: 2730-2735.
- [37] Binetti G, Abouheaf M, Lewis F, et al. Distributed solution for the economic dispatch problem[C]. *The 21st Mediterranean Conference on Control and Automation*. Platania, 2013: 243-250.
- [38] Zhang X S, Bao T, Yu T, et al. Deep transfer Q -learning with virtual leader-follower for supply-demand Stackelberg game of smart grid[J]. *Energy*, 2017, 133: 348-365.
- [39] 樊毕芳. 基于分布式领导-跟随算法的经济调度方法[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
(Fan B F. Economic scheduling method based on distributed leader-follower algorithm[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.)
- [40] Kar S, Moura J M F, Ramanan K. Distributed parameter estimation in sensor networks: Nonlinear observation models and imperfect communication[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(6): 3575-3605.
- [41] Kar S, Hug G. Distributed robust economic dispatch in power systems: A consensus innovations approach[C]. *2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting*. San Diego, 2012: 1-8.
- [42] Hug G, Kar S, Wu C Y. Consensus innovations approach for distributed multiagent coordination in a microgrid[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(4): 1893-1903.
- [43] Domínguez-García A D, Cady S T, Hadjicostis C N. Decentralized optimal dispatch of distributed energy resources[C]. *2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control*. Maui, 2012: 3688-3693.
- [44] Yang T, Wu D, Sun Y N, et al. Minimum-time consensus-based approach for power system applications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(2): 1318-1328.
- [45] Yang T, Yi X L, Wu J F, et al. A survey of distributed optimization[J]. *Annual Reviews in Control*, 2019, 47: 278-305.
- [46] 杨珺, 侯俊浩, 刘亚威, 等. 分布式协同控制方法及在电力系统中的应用综述[J]. *电工技术学报*, 2021, 36(19): 4035-4049.
(Yang J, Hou J H, Liu Y W, et al. Distributed cooperative control method and application in power system[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(19): 4035-4049.)
- [47] 乐健, 周谦, 赵联港, 等. 基于一致性算法的电力系统分布式经济调度方法综述[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(3): 44-54.
(Le J, Zhou Q, Zhao L G, et al. Overview of distributed economic dispatch methods for power system based on consensus algorithm[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(3): 44-54.)
- [48] Wen G H, Yu X H, Liu Z W. Recent progress on the study of distributed economic dispatch in smart grid: An overview[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2021, 22(1): 25-39.
- [49] Sun L, An W J, Chen Y K, et al. An overview of distributed economic dispatch of microgrids: Advances and challenges[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2025, 13(1): 2467077.
- [50] 吕朋蓬, 赵晋泉, 苏大威, 等. 基于一致性理论的独立微电网分布式动态经济调度[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(5): 22-29.
(Lyu P P, Zhao J Q, Su D W, et al. Consensus-based distributed dynamic economic dispatching for islanded microgrids[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(5): 22-29.)
- [51] Godsi C, Royle G F. *Algebraic graph theory*[M]. New York: Springer-Verlag, 2011: 207.
- [52] Nesterov Y. *Introductory lectures on convex optimization*[M]. Cham: Springer US, 2004.
- [53] Kunya A B, Abubakar A S, Yusuf S S. Review of economic dispatch in multi-area power system: State-of-the-art and future prospective[J]. *Electric Power Systems Research*, 2023, 217: 109089.
- [54] Taniguchi H. *Power system analysis*[J]. *IEEE Transactions on Power and Energy*, 2010, 130(8): 715-718.
- [55] Bertsekas D, Nedic A, Ozdaglar A. *Convex analysis and optimization*[M]. Athens: Athena Scientific, 2003.
- [56] Binetti G, Davoudi A, Lewis F L, et al. Distributed consensus-based economic dispatch with transmission losses[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014, 29(4): 1711-1720.
- [57] Zhou X, Ai Q, Wang H. Consensus-based distributed economic dispatch incorporating storage optimization and generator ramp-rate constraints in microgrids[J]. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 2018, 10(4): 045501.
- [58] Wang M Q, Gooi H B, Chen S X, et al. A mixed integer quadratic programming for dynamic economic dispatch with valve point effect[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014, 29(5): 2097-2106.
- [59] Fesanghary M, Ardehali M M. A novel meta-heuristic optimization methodology for solving various types of economic dispatch problem[J]. *Energy*, 2009, 34(6):

- 757-766.
- [60] Nazari-Heris M, Mohammadi-Ivatloo B, Gharehpetian G B. A comprehensive review of heuristic optimization algorithms for optimal combined heat and power dispatch from economic and environmental perspectives[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 81: 2128-2143.
- [61] Zaman M F, Elsayed S M, Ray T, et al. Evolutionary algorithms for dynamic economic dispatch problems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2016, 31(2): 1486-1495.
- [62] Sen T, Mathur H D. A new approach to solve economic dispatch problem using a hybrid ACO-ABC-HS optimization algorithm[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 78: 735-744.
- [63] 孙成富. 差分进化算法及其在电力系统调度优化中的应用研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2010.
(Sun C F. Differential evolution algorithm and its application in power system scheduling optimization[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2010.)
- [64] Nedic A, Ozdaglar A. Distributed subgradient methods for multi-agent optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(1): 48-61.
- [65] Nedic A, Olshevsky A, Shi W. Achieving geometric convergence for distributed optimization over time-varying graphs[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2017, 27(4): 2597-2633.
- [66] Liu S, Qiu Z R, Xie L H. Convergence rate analysis of distributed optimization with projected subgradient algorithm[J]. *Automatica*, 2017, 83: 162-169.
- [67] Yuan K, Ling Q, Yin W T. On the convergence of decentralized gradient descent[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2016, 26(3): 1835-1854.
- [68] Liu C, Li H, Shi Y, et al. Distributed event-triggered gradient method for constrained convex minimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, 65(2): 778-785.
- [69] Shi W, Ling Q, Wu G, et al. EXTRA: An exact first-order algorithm for decentralized consensus optimization[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2015, 25(2): 944-966.
- [70] Tang Z Y, Hill D J, Liu T. A novel consensus-based economic dispatch for microgrids[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(4): 3920-3922.
- [71] Ullah M H, Park J D. Distributed energy trading in smart grid over directed communication network[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(4): 3669-3672.
- [72] Chen W, Wang Z D, Dong H L, et al. Privacy-preserving distributed economic dispatch of microgrids over directed networks via state decomposition: A fast consensus algorithm[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(3): 4092-4102.
- [73] Qu G N, Li N. Harnessing smoothness to accelerate distributed optimization[C]. 2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control. Las Vegas, 2016: 159-166.
- [74] Zhu M H, Martínez S. Discrete-time dynamic average consensus[J]. *Automatica*, 2010, 46(2): 322-329.
- [75] Zhao C, He J, Cheng P, et al. Consensus-based energy management in smart grid with transmission losses and directed communication[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 8(5): 2049-2061.
- [76] Wang R, Li Q Q, Zhang B Y, et al. Distributed consensus based algorithm for economic dispatch in a microgrid[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(4): 3630-3640.
- [77] Wang X S, Li L B, Lujano-Rojas J M, et al. Economic dispatch of microgrid based on multi-agent system[C]. 2019 Fourteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies. Monte-Carlo, 2019: 1-6.
- [78] Wang J M, Li H Q, Wang Z. Distributed event-triggered scheme for economic dispatch in power systems with uncoordinated step-sizes[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2019, 13(16): 3612-3622.
- [79] Duan J, Chow M Y. Robust consensus-based distributed energy management for microgrids with packet losses tolerance[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 11(1): 281-290.
- [80] Zhang K, Xiong J, Dai X, et al. On the convergence of event-triggered distributed algorithm for economic dispatch problem[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2020, 122: 106159.
- [81] Ding T, Zhu S Y, Chen C L, et al. Differentially private distributed resource allocation via deviation tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing Over Networks*, 2021, 7: 222-235.
- [82] Li H Y, Hui H X, Zhang H C. Consensus-based energy management of microgrid with random packet drops[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(5): 3600-3613.
- [83] Li H Y, Hui H X, Zhang H C. Decentralized energy management of microgrid based on blockchain-empowered consensus algorithm with collusion prevention[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023, 14(4): 2260-2273.
- [84] Zhang H F, Chen Z X, Ye T, et al. Security event-trigger-based distributed energy management of cyber-physical isolated power system with considering nonsmooth effects[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(6): 3553-3564.
- [85] Chen W, Wang Z D, Hu J, et al. Privacy-preserving distributed economic dispatch of microgrids using edge-based additive perturbations: An accelerated consensus algorithm[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(5): 2638-2650.
- [86] 张可可, 熊江, 代祥光. 求解经济调度问题的分布式

- 加速优化算法[J]. 重庆师范大学学报: 自然科学版, 2020, 37(5): 10-16.
- (Zhang K K, Xiong J, Dai X G. Distributed acceleration optimization algorithm for solving economic dispatch problem[J]. Journal of Chongqing Normal University: Natural Science, 2020, 37(5): 10-16.)
- [87] Xu J M, Zhu S Y, Soh Y C, et al. Augmented distributed gradient methods for multi-agent optimization under uncoordinated constant stepsizes[C]. 2015 54th IEEE Conference on Decision and Control. Osaka, 2015: 2055-2060.
- [88] Xu J, Zhu S, Soh Y C, et al. Convergence of asynchronous distributed gradient methods over stochastic networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 63(2): 434-448.
- [89] Lei J L, Chen H F, Fang H T. Primal-dual algorithm for distributed constrained optimization[J]. Systems & Control Letters, 2016, 96: 110-117.
- [90] Yao L S, Yuan Y, Sundaram S, et al. Distributed finite-time optimization[C]. 2018 IEEE 14th International Conference on Control and Automation. Anchorage, 2018: 147-154.
- [91] 杨涛, 徐磊, 易新蕾, 等. 基于事件触发的分布式优化算法[J]. 自动化学报, 2022, 48(1): 133-143.
- (Yang T, Xu L, Yi X L, et al. Event-triggered distributed optimization algorithms[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(1): 133-143.)
- [92] Dong Z W, Mao S, Perc M, et al. A distributed dynamic event-triggered algorithm with linear convergence rate for the economic dispatch problem[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2023, 10(1): 500-513.
- [93] Zhang H, Liang S, Liang J, et al. Convergence analysis of a distributed gradient algorithm for economic dispatch in smart grids[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 134: 107373.
- [94] Fitri I R, Kim J S. Priority-considered load shedding in economic dispatch: Distributed optimization approach[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2023, 10(3): 1400-1411.
- [95] Xing M Q, Ma D Z, Wang T B, et al. Byzantine-resilient distributed algorithm for economic dispatch: A trust-based weight allocation mechanism[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2024, 71(12): 4914-4918.
- [96] Ma D Z, Xing M Q, Li Y Z, et al. Distributed economic dispatch with dynamic power demand: An implicit dual gradient tracking algorithm under random-triggered transmission protocol[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025, 40(2): 1931-1942.
- [97] Luan M, Wen G, Zheng W X. Fast distributed resource allocation of smart grid: A zeroth-order optimization algorithm[C]. The 62nd IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE, 2023: 6570-6575.
- [98] Wang Y H, Zeng X L, Zhao W X, et al. A zeroth-order algorithm for distributed optimization with stochastic stripe observations[J]. Science China Information Sciences, 2023, 66(9): 199202.
- [99] Hu C H, Zhang X, Wu Q W. Gradient-free accelerated event-triggered scheme for constrained network optimization in smart grids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(3): 2843-2855.
- [100] Zhao Z Y, Xia L C, Jiang L Y, et al. Zeroth-order gradient tracking for decentralized learning with privacy guarantees[J]. ISA Transactions, 2024, 152: 1-14.
- [101] 谢奕彬, 高文华. 带事件触发机制的分布式量化随机无梯度投影算法[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(8): 1175-1187.
- (Xie Y B, Gao W H. Distributed quantized random gradient-free algorithm with event triggered communication[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(8): 1175-1187.)
- [102] Chen G, Zhao Z Y, Li Z Y. Distributed finite-step iterative algorithm for economic dispatch of generation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(12): 5221-5232.
- [103] Varagnolo D, Zanella F, Cenedese A, et al. Newton-raphson consensus for distributed convex optimization[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2016, 61(4): 994-1009.
- [104] Marelli D, Xu Y, Fu M Y, et al. Distributed Newton optimization with maximized convergence rate[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2022, 67(10): 5555-5562.
- [105] Wu Y Y, Wang X Y, Yan L, et al. A distributed event-triggered algorithm for constrained economic dispatch problem via virtual communication[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024, 155: 109501.
- [106] 娄如思, 王璐瑶, 马丹. 二阶非线性多智能体系统有限时间分布式优化[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(7): 1015-1022.
- (Lou R S, Wang L Y, Ma D. Finite-time distributed optimization of second-order nonlinear multi-agent systems[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(7): 1015-1022.)
- [107] Liu S J, Chen P Y, Kaikhura B, et al. A primer on zeroth-order optimization in signal processing and machine learning: Principals, recent advances, and applications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2020, 37(5): 43-54.
- [108] Hajinezhad D, Hong M Y, Garcia A. ZONE: Zeroth-order nonconvex multiagent optimization over networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2019, 64(10): 3995-4010.
- [109] Chen X, Tang Y J, Li N. Improve single-point zeroth-order optimization using high-pass and low-pass filters[J/OL]. 2021, arXiv: 2111.01701.
- [110] Khalil H K. Lyapunov stability[J]. Control Systems,

- Robotics and Automation, 2009, 12: 115.
- [111] Wang J, Elia N. Control approach to distributed optimization[C]. 2010 48th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Monticello, 2010: 557-561.
- [112] Yi P, Hong Y, Liu F. Distributed gradient algorithm for constrained optimization with application to load sharing in power systems[J]. *Systems & Control Letters*, 2015, 83: 45-52.
- [113] Yi P, Hong Y G, Liu F. Initialization-free distributed algorithms for optimal resource allocation with feasibility constraints and application to economic dispatch of power systems[J]. *Automatica*, 2016, 74: 259-269.
- [114] Zeng X L, Yi P, Hong Y G, et al. Distributed continuous-time algorithms for nonsmooth extended monotropic optimization problems[J]. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 2018, 56(6): 3973-3993.
- [115] Li K, Liu Q, Yang S, et al. Cooperative optimization of dual multiagent system for optimal resource allocation[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 50(11): 4676-4687.
- [116] Wang D D, Fang X, Wan Y, et al. Distributed optimization algorithms for MASs with network attacks: From continuous-time to event-triggered communication[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2022, 9(5): 3332-3344.
- [117] Zhao Y, He X, Yu J Z, et al. Distributed accelerated primal-dual neurodynamic approaches for resource allocation problem[J]. *Science China Technological Sciences*, 2023, 66(12): 3639-3650.
- [118] Zhang Y, Wang Y W, Xiao J W, et al. Distributed predefined-time optimal economic dispatch for microgrids[J]. *Automatica*, 2024, 169: 111870.
- [119] Kia S S, Cortés J, Martínez S. Distributed convex optimization via continuous-time coordination algorithms with discrete-time communication[J]. *Automatica*, 2015, 55: 254-264.
- [120] Yang S, Liu Q, Wang J. Distributed optimization based on a multiagent system in the presence of communication delays[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 47(5): 717-728.
- [121] Kia S S. Distributed optimal in-network resource allocation algorithm design via a control theoretic approach[J]. *Systems & Control Letters*, 2017, 107: 49-57.
- [122] Zhang H G, Teng F, Sun Q Y, et al. Distributed optimization based on a multiagent system disturbed by general noise[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(8): 3209-3213.
- [123] Yang F S, Kang P P, Guan X H. Distributed economic dispatch for cyber attacked smart grid based on resilient event-triggered consensus[C]. 2020 59th IEEE Conference on Decision and Control. Jeju, 2020: 5725-5730.
- [124] Shi X S, Zheng R H, Yang T, et al. A distributed algorithm with event-triggered communication for resource allocation problem[C]. 2019 American Control Conference. Philadelphia, 2019: 3916-3921.
- [125] Guo Z, Chen G. Distributed dynamic event-triggered and practical predefined-time resource allocation in cyber-physical systems[J]. *Automatica*, 2022, 142: 110390.
- [126] Cai X, Zhong H R, Li Y B, et al. An event-triggered quantization communication strategy for distributed optimal resource allocation[J]. *Systems & Control Letters*, 2023, 180: 105619.
- [127] Liu L N, Yang G H. Distributed energy resource coordination for a microgrid over unreliable communication network with DoS attacks[J]. *International Journal of Systems Science*, 2024, 55(2): 237-252.
- [128] Liang S, Zeng X L, Chen G P, et al. Distributed sub-optimal resource allocation via a projected form of singular perturbation[J]. *Automatica*, 2020, 121: 109180.
- [129] He X, Ho D W C, Huang T, et al. Second-order continuous-time algorithms for economic power dispatch in smart grids[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 48(9): 1482-1492.
- [130] Deng Z H, Liang S, Yu W Y. Distributed optimal resource allocation of second-order multiagent systems[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2018, 28(14): 4246-4260.
- [131] Wang D, Wang Z, Wen C, et al. Second-order continuous-time algorithm for optimal resource allocation in power systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 1990, 15: 626-637.
- [132] Zhao Z, Ding J, Zhang J, et al. Distributed optimal resource allocation with local feasibility constraints for high-order multiagent systems[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2023, 11(1): 364-374.
- [133] Nedic A, Olshevsky A. Distributed optimization over time-varying directed graphs[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, 60(3): 601-615.
- [134] Yang T, Lu J, Wu D, et al. A distributed algorithm for economic dispatch over time-varying directed networks with delays[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(6): 5095-5106.
- [135] Yuan Y, Li H, Hu J, et al. Stochastic gradient-push for economic dispatch on time-varying directed networks with delays[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 113: 564-572.
- [136] Zimmermann J, Tatarenko T, Willert V, et al. Projected push-sum gradient descent-ascent for convex optimization with application to economic dispatch problems[C]. 2020 59th IEEE Conference on Decision and Control. Jeju, 2020: 542-547.
- [137] Mao S, Tang Y, Dong Z W, et al. A privacy preserving distributed optimization algorithm for economic

- dispatch over time-varying directed networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(3): 1689-1701.
- [138] Wang Z, Wang D, Wen C Y, et al. Push-based distributed economic dispatch in smart grids over time-varying unbalanced directed graphs[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(4): 3185-3199.
- [139] Xu Q, Yu C T, Yuan X, et al. Distributed optimization based on improved push-sum framework for optimization problem with multiple local constraints and its application in smart grid[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2023, 24(9): 1253-1260.
- [140] Mao S, Yang M L, Yang W, et al. Differentially private distributed optimization with an event-triggered mechanism[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2023, 70(7): 2943-2956.
- [141] Tsianos K I, Rabbat M G. Distributed dual averaging for convex optimization under communication delays[C]. 2012 American Control Conference. Montreal, 2012: 1067-1072.
- [142] Mai V S, Abed E H. Distributed optimization over directed graphs with row stochasticity and constraint regularity[J]. *Automatica*, 2019, 102: 94-104.
- [143] Li H Q, Wang Z, Chen G, et al. Distributed robust algorithm for economic dispatch in smart grids over general unbalanced directed networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(7): 4322-4332.
- [144] Sakuma H, Hayashi N, Takai S. Distributed primal-dual perturbation algorithm over unbalanced directed networks[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 75324-75335.
- [145] Zhao D Q, Liu D, Liu L X. Distributed privacy preserving algorithm for economic dispatch over time-varying communication[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(1): 643-657.
- [146] Lü Q G, Deng S J, Li H Q, et al. Privacy protection decentralized economic dispatch over directed networks with accurate convergence[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2023, 7(6): 1702-1716.
- [147] Xing M Q, Ma D Z, Zhang H G, et al. An event-based delayed projection row-stochastic method for distributed constrained optimization over time-varying graphs[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(12): 7508-7520.
- [148] Zhang Y, Ni M. Fully distributed optimal economic dispatch for microgrids under directed communication networks considering time delays[J]. *Energies*, 2023, 16(23): 7898.
- [149] Lü Q G, Liao X F, Li H Q, et al. Achieving acceleration for distributed economic dispatch in smart grids over directed networks[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, 7(3): 1988-1999.
- [150] Ji L H, Shen M, Yang S S, et al. Distributed event-triggering algorithm with uncoordinated step sizes for economic dispatch problem over unbalanced directed network[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 145: 108601.
- [151] Wu Z Z, Li Z H, Ding Z T, et al. Distributed continuous-time optimization with scalable adaptive event-based mechanisms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(9): 3252-3257.
- [152] Lian M K, Guo Z Y, Wen S P, et al. Distributed adaptive algorithm for resource allocation problem over weight-unbalanced graphs[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2024, 11(1): 416-426.
- [153] Xi C G, Khan U A. Directed-distributed gradient descent[C]. 2015 53rd Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Monticello, 2015: 1022-1026.
- [154] Zhang H, Li H Q, Zhu Y F, et al. A distributed stochastic gradient algorithm for economic dispatch over directed network with communication delays[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 110: 759-771.
- [155] Cai K, Ishii H. Average consensus on general strongly connected digraphs[J]. *Automatica*, 2012, 48(11): 2750-2761.
- [156] Yang S, Tan S, Xu J X. Consensus based approach for economic dispatch problem in a smart grid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(4): 4416-4426.
- [157] Pu S, Shi W, Xu J M, et al. Push-pull gradient methods for distributed optimization in networks[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2021, 66(1): 1-16.
- [158] Zhang J Q, You K Y, Cai K. Distributed dual gradient tracking for resource allocation in unbalanced networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 2186-2198.
- [159] Zhao C C, Duan X M, Shi Y. Analysis of consensus-based economic dispatch algorithm under time delays[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(8): 2978-2988.
- [160] Wang R, Li Q, Zou J, et al. Distributed algorithm for economic dispatch with transmission losses under digraph[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 149: 109067.
- [161] Chen W, Wang Z, Ge Q, et al. Quantized distributed economic dispatch for microgrids: Paillier encryption-decryption scheme[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, DOI: [10.1109/TII.2023.3348816](https://doi.org/10.1109/TII.2023.3348816).
- [162] Cheng H Q, Liao X F, Li H Q, et al. Dynamic-based privacy preservation for distributed economic dispatch of microgrids[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2024(99): 1-11.
- [163] Pu S. A robust gradient tracking method for distributed optimization over directed networks[C]. 2020 59th IEEE Conference on Decision and Control. Jeju, 2020: 2335-2341.

- [164] Wu W W, Liu S, Zhu S Y. Distributed dual gradient tracking for economic dispatch in power systems with noisy information[J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 211: 108298.
- [165] Huang A Q, Crow M L, Heydt G T, et al. The future renewable electric energy delivery and management (FREEDM) system: The energy internet[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2011, 99(1): 133-148.
- [166] Verbraeken J, Wolting M, Katzy J, et al. A survey on distributed machine learning[J]. *ACM Computing Surveys*, 2020, 53(2): 1-33.
- [167] Ren W, Atkins E. Distributed multi-vehicle coordinated control via local information exchange[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2007, 17(10/11): 1002-1033.
- [168] Zhang Y Q, Lou Y C, Hong Y G, et al. Distributed projection-based algorithms for source localization in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(6): 3131-3142.
- [169] Åström K J, Kumar P R. Control: A perspective[J]. *Automatica*, 2014, 50(1): 3-43.
- [170] Yang T, Wu D, Sun Y, et al. Impacts of time delays on distributed algorithms for economic dispatch[C]. 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting. Piscataway: IEEE, 2015: 1-5.
- [171] Tsitsiklis J N. Problems in decentralized decision making and computation[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1984.
- [172] Zhu Y N, Yu W W, Wen G H. Distributed consensus strategy for economic power dispatch in a smart grid with communication time delays[C]. 2016 IEEE International Conference on Industrial Technology. Taipei, 2016: 1384-1389.
- [173] Chen G, Zhao Z Y. Delay effects on consensus-based distributed economic dispatch algorithm in microgrid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(1): 602-612.
- [174] Huang B N, Liu L N, Zhang H G, et al. Distributed optimal economic dispatch for microgrids considering communication delays[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(8): 1634-1642.
- [175] Sun M P, Zou S Y, Guo Y S, et al. Projection-based distributed economic dispatch algorithm considering communication delays under switching topologies[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 152: 109266.
- [176] Dominguez-Garcia A D, Hadjicostis C N, Vaidya N H. Resilient networked control of distributed energy resources[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2012, 30(6): 1137-1148.
- [177] Fagnani F, Zampieri S. Average consensus with packet drop communication[J]. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 2009, 48(1): 102-133.
- [178] Zhang Y, Rahbari-Asr N, Chow M Y. A robust distributed system incremental cost estimation algorithm for smart grid economic dispatch with communications information losses[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2016, 59: 315-324.
- [179] Wu J, Yang T, Wu D, et al. Distributed optimal dispatch of distributed energy resources over lossy communication networks[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 8(6): 3125-3137.
- [180] Mao M Q, He C Q, Chang L C, et al. A distributed economic dispatch algorithm for islanding microgrid considering unreliable communication links[C]. 2019 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition. Baltimore, 2019: 6278-6285.
- [181] Gungor V C, Sahin D, Kocak T, et al. Smart grid technologies: Communication technologies and standards[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2011, 7(4): 529-539.
- [182] Xiao L, Boyd S. Fast linear iterations for distributed averaging[J]. *Systems & Control Letters*, 2004, 53(1): 65-78.
- [183] Xiao L, Boyd S, Lall S. A scheme for robust distributed sensor fusion based on average consensus[C]. IPSN 2005 4th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. Boise, 2005: 63-70.
- [184] Polyak B T. Some methods of speeding up the convergence of iteration methods[J]. *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 1964, 4(5): 1-17.
- [185] Zeng X L, Lei J L, Chen J. Dynamical primal-dual nesterov accelerated method and its application to network optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(3): 1760-1767.
- [186] Guo F, Li G, Wen C, et al. An accelerated distributed gradient-based algorithm for constrained optimization with application to economic dispatch in a large-scale power system[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 51(4): 2041-2053.
- [187] Ananduta W, Ocampo-Martinez C, Nedić A. A distributed augmented Lagrangian method over stochastic networks for economic dispatch of large-scale energy systems[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2021, 12(4): 1927-1934.
- [188] Luo B X, Lv Q G, Liao X F. ET-PDA: An event-triggered parameter distributed accelerated algorithm for economic dispatch problems[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2024, 361(2): 899-915.
- [189] Oreshkin B N, Coates M J, Rabbat M G. Optimization and analysis of distributed averaging with short node memory[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(5): 2850-2865.
- [190] Zheng X Z, Li Q, Yuan J Z, et al. Distributed weighted gradient descent method with adaptive step sizes for energy management of microgrids[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(5): 4436-4449.
- [191] Tabuada P. Event-triggered real-time scheduling of stabilizing control tasks[J]. *IEEE Transactions on*

- [Automatic Control](#), 2007, 52(9): 1680-1685.
- [192] Dai H, Fang X P, Chen W S. Distributed event-triggered algorithms for a class of convex optimization problems over directed networks[J]. [Automatica](#), 2020, 122: 109256.
- [193] Li C J, Yu X H, Yu W W, et al. Distributed event-triggered scheme for economic dispatch in smart grids[J]. [IEEE Transactions on Industrial Informatics](#), 2016, 12(5): 1775-1785.
- [194] Zhao Z Y, Chen G. Distributed event-based algorithm for economic dispatch problem over digraph with time delays[C]. 2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore, 2018: 77-82.
- [195] Liu H R, Fan H J, Wang B, et al. Event-triggered scheme for finite-time distributed economic dispatch in smart grids[J]. [Journal of the Franklin Institute](#), 2022, 359(18): 10602-10627.
- [196] Yuan Y, He W L, Tian Y C, et al. Distributed discrete-time optimization over directed networks: A dynamic event-triggered algorithm[J]. [Information Sciences](#), 2023, 642: 119168.
- [197] Wan Y, Long C, Deng R L, et al. Adaptive event-triggered strategy for economic dispatch in uncertain communication networks[J]. [IEEE Transactions on Control of Network Systems](#), 2021, 8(4): 1881-1891.
- [198] Kashyap A, Başar T, Srikant R. Quantized consensus[J]. [Automatica](#), 2007, 43(7): 1192-1203.
- [199] Yan Y M, Chen Z Y, Varadarajan V, et al. Distributed consensus-based economic dispatch in power grids using the paillier cryptosystem[J]. [IEEE Transactions on Smart Grid](#), 2021, 12(4): 3493-3502.
- [200] Yi P, Hong Y G. Quantized subgradient algorithm and data-rate analysis for distributed optimization[J]. [IEEE Transactions on Control of Network Systems](#), 2014, 1(4): 380-392.
- [201] Kajiyama Y, Hayashi N, Takai S. Linear convergence of consensus-based quantized optimization for smooth and strongly convex cost functions[J]. [IEEE Transactions on Automatic Control](#), 2020, 66(3): 1254-1261.
- [202] Li K X, Liu Q S, Zeng Z G. Quantized event-triggered communication based multi-agent system for distributed resource allocation optimization[J]. [Information Sciences](#), 2021, 577: 336-352.
- [203] Chen W, Liu L, Liu G P. Privacy-preserving distributed economic dispatch of microgrids: A dynamic quantization-based consensus scheme with homomorphic encryption[J]. [IEEE Transactions on Smart Grid](#), 2023, 14(1): 701-713.
- [204] Xu Q, Yu C T, Yuan X, et al. A privacy-preserving distributed subgradient algorithm for the economic dispatch problem in smart grid[J]. [IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica](#), 2023, 10(7): 1625-1627.
- [205] An W J, Ding D R, Dong H L, et al. Privacy-preserving distributed optimization for economic dispatch over balanced directed networks[J]. [IEEE Transactions on Information Forensics and Security](#), 2024, 20: 1362-1373.
- [206] Dwork C. Differential privacy[C]. International colloquium on automata, languages, and programming. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006: 1-12.
- [207] Yan L F, Chen X, Chen Y. A consensus-based privacy-preserving energy management strategy for microgrids with event-triggered scheme[J]. [International Journal of Electrical Power & Energy Systems](#), 2022, 141: 108198.
- [208] Hu J H, Chen G, Li H Q, et al. Achieving linear convergence for differentially private full-decentralized economic dispatch over directed networks[J]. [Information Sciences](#), 2023, 642: 119199.
- [209] Xu K H, Li J Y, Chen G. Privacy masking distributed saddle-point algorithm for dynamic economic dispatch[J]. [Neural Computing and Applications](#), 2023, 35(11): 8109-8123.
- [210] Chen F, Chen X Z, Xiang L Y, et al. Distributed economic dispatch via a predictive scheme: Heterogeneous delays and privacy preservation[J]. [Automatica](#), 2021, 123: 109356.
- [211] Wang A J, Liu W P, Dong T, et al. DisEHPPC: Enabling heterogeneous privacy-preserving consensus-based scheme for economic dispatch in smart grids[J]. [IEEE Transactions on Cybernetics](#), 2022, 52(6): 5124-5135.
- [212] Xing M Q, Ma D Z, Zhao J, et al. Differentially private dynamic average consensus-based Newton method for distributed optimization over general networks[J]. [IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems](#), 2025, 55(2): 1348-1361.
- [213] Zhao C C, Chen J M, He J P, et al. Privacy-preserving consensus-based energy management in smart grids[J]. [IEEE Transactions on Signal Processing](#), 2018, 66(23): 6162-6176.
- [214] Chang X Y, Xu Y L, Sun H B, et al. Privacy-preserving distributed energy transaction in active distribution networks[J]. [IEEE Transactions on Power Systems](#), 2023, 38(4): 3413-3426.
- [215] Ye F, Cheng Z Y, Cao X H, et al. A random-weight privacy-preserving algorithm with error compensation for microgrid distributed energy management[J]. [IEEE Transactions on Information Forensics and Security](#), 2021, 16: 4352-4362.
- [216] Yuan Z P, Li P, Li Z L, et al. A fully distributed privacy-preserving energy management system for networked microgrid cluster based on homomorphic encryption[J]. [IEEE Transactions on Smart Grid](#), 2024, 15(2): 1735-1748.
- [217] Liu B, Wu J M, Chai L. Distributed privacy-preserving algorithm for economic dispatch and demand response of smart grid with homomorphic encryption[J]. [IEEE Transactions on Smart Grid](#), 2025, 16(1): 173-182.
- [218] Wang Y Q. Privacy-preserving average consensus *via*

- state decomposition[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, 64(11): 4711-4716.
- [219] Chen W, Liu G P. Privacy-preserving consensus-based distributed economic dispatch of smart grids *via* state decomposition[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(5): 1250-1261.
- [220] Ma S Z, Wen G H, Luan M, et al. Privacy-preserving distributed optimal economic-emission dispatch over directed graphs[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2024, 71(7): 3418-3422.
- [221] 朱建成. 电力系统纵向加密技术的发展与应用[J]. *电子元件与信息技术*, 2023, 7(8): 170-173.
(Zhu J C. Development and application of vertical encryption technology in power system[J]. *Electronic Components and Information Technology*, 2023, 7(8): 170-173.)
- [222] 潘路. 电力二次系统网络信息安全防护的设计与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2014.
(Pan L. Design and implementation of network information security protection for power secondary system[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2014.)
- [223] 赵斌, 李祎, 杨一帆, 等. 纵向加密认证装置在地市级电力调度数据网的应用[J]. *东北电力技术*, 2020, 41(3): 40-44.
(Zhao B, Li Y, Yang Y F, et al. Application of vertical encryption device in prefecture-level power dispatching data network[J]. *Northeast Electric Power Technology*, 2020, 41(3): 40-44.)
- [224] Zhao C C, He J P, Cheng P, et al. Analysis of consensus-based distributed economic dispatch under stealthy attacks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(6): 5107-5117.
- [225] Zhang Z, Yue D, Dou C, et al. A robust consensus-based economic dispatch strategy under DoS attack[C]. 2019 IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems(ICPS). Piscataway: IEEE, 2019: 127-132.
- [226] Liu L N, Yang G H, Wasly S. Distributed event-triggered economic environmental resource management for islanded microgrids under DoS attacks[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(4): 7158-7169.
- [227] Zhang Y N, Xie X X, Fu W L, et al. An optimal combining attack strategy against economic dispatch of integrated energy system[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2023, 70(1): 246-250.
- [228] Huang B N, Li Y S, Zhan F N, et al. A distributed robust economic dispatch strategy for integrated energy system considering cyber-attacks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(2): 880-890.
- [229] Turan B, Uribe C A, Wai H T, et al. Resilient primal-dual optimization algorithms for distributed resource allocation[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2021, 8(1): 282-294.
- [230] Chang X, Xu Y, Guo Q, et al. A Byzantine-resilient distributed peer-to-peer energy management approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2022, 14(1): 623-634.
- [231] Birge J R, Louveaux F. Introduction to stochastic programming[M]. Cham: Springer New York, 2011.
- [232] Saez-de-Ibarra A, Milo A, Gaztanaga H, et al. Co-optimization of storage system sizing and control strategy for intelligent photovoltaic power plants market integration[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2016, 7(4): 1749-1761.
- [233] Hlalele T G, Naidoo R M, Bansal R C, et al. Multi-objective stochastic economic dispatch with maximal renewable penetration under renewable obligation[J]. *Applied Energy*, 2020, 270: 115120.
- [234] 黎静华, 文劲宇, 程时杰, 等. 考虑多风电场出力 Copula 相关关系的场景生成方法[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(16): 30-36.
(Li J H, Wen J Y, Cheng S J, et al. A scene generation method considering copula correlation relationship of multi-wind farms power[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(16): 30-36.)
- [235] Lu Z, Liu M, Lu W, et al. Stochastic optimization of economic dispatch with wind and photovoltaic energy using the nested sparse grid-based stochastic collocation method[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 91827-91837.
- [236] Velasquez M A, Quijano N, Cadena A I, et al. Distributed stochastic economic dispatch via model predictive control and data-driven scenario generation[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 129: 106796.
- [237] Shuai H, Fang J, Ai X, et al. Stochastic optimization of economic dispatch for microgrid based on approximate dynamic programming[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 10(3): 2440-2452.
- [238] Fan G S, Lin S J, Feng X Y, et al. Stochastic economic dispatch of integrated transmission and distribution networks using distributed approximate dynamic programming[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(4): 5985-5996.
- [239] van Ackooij W, Zorgati R, Henrion R, et al. Chance constrained programming and its applications to energy management[J]. *Stochastic Optimization-Seeing the Optimal for the Uncertain*, 2011: 291-320.
- [240] 黎静华, 谢育天, 曾鸿宇, 等. 不确定优化调度研究综述及其在新型电力系统中的应用探讨[J]. *高电压技术*, 2022, 48(9): 3447-3464.
(Li J H, Xie Y T, Zeng H Y, et al. Research review of uncertain optimal scheduling and its application in new-type power systems[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(9): 3447-3464.)
- [241] Wu C T, Kargarian A, Jeon H W. Data-driven nonparametric joint chance constraints for economic dispatch with renewable generation[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, 57(6):

- 6537-6546.
- [242] Yang Y, Wu W C, Wang B, et al. Chance-constrained economic dispatch considering curtailment strategy of renewable energy[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(6): 5792-5802.
- [243] Qi N, Pinson P, Almassalkhi M R, et al. Chance-constrained generic energy storage operations under decision-dependent uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023, 14(4): 2234-2248.
- [244] Bertsimas D, Brown D B, Caramanis C. Theory and applications of robust optimization[J]. *SIAM Review*, 2011, 53(3): 464-501.
- [245] Chen Z, Guo C X, Dong S F, et al. Distributed robust dynamic economic dispatch of integrated transmission and distribution systems[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, 57(5): 4500-4512.
- [246] Guo F H, Wen C Y, Mao J F, et al. Distributed economic dispatch for smart grids with random wind power[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(3): 1572-1583.
- [247] Chang X, Xu Y, Sun H, et al. A distributed robust optimization approach for the economic dispatch of flexible resources[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 124: 106360.
- [248] Zhang Y, Ai X, Wen J, et al. Data-adaptive robust optimization method for the economic dispatch of active distribution networks[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 10(4): 3791-3800.
- [249] Li P, Yang M, Wu Q W. Confidence interval based distributionally robust real-time economic dispatch approach considering wind power accommodation risk[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2021, 12(1): 58-69.
- [250] Duan Y Z, Zhao Y Y, Hu J P. An initialization-free distributed algorithm for dynamic economic dispatch problems in microgrid: Modeling, optimization and analysis[J]. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 2023, 34: 101004.
- [251] Qian T, Tang W, Wu Q. A fully decentralized dual consensus method for carbon trading power dispatch with wind power[J]. *Energy*, 2020, 203: 117634.
- [252] Wu K, Li Q, Chen Z, et al. Distributed optimization method with weighted gradients for economic dispatch problem of multi-microgrid systems[J]. *Energy*, 2021, 222: 119898.
- [253] Zhou X, Ma Z J, Zou S L, et al. Consensus-based distributed economic dispatch for multi micro energy grid systems under coupled carbon emissions[J]. *Applied Energy*, 2022, 324: 119641.
- [254] Yang D S, Zhang S C, Zhou B W, et al. Consensus-based decentralized optimization for distributed generators power allocation over time-varying digraphs in microgrids[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(1): 814-825.
- [255] Wang B, Fei Q, Wu Q. Distributed time-varying resource allocation optimization based on finite-time consensus approach[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2020, 5(2): 599-604.
- [256] Huang B, Zou Y, Chen F, et al. Distributed time-varying economic dispatch via a prediction-correction method[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2022, 69(10): 4215-4224.
- [257] Chen Z Q, Yi P, Li L, et al. Distributed time-varying convex optimization with dynamic quantization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(2): 1078-1092.
- [258] Gaing Z L. Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2003, 18(3): 1187-1195.
- [259] Chiang C L. Improved genetic algorithm for power economic dispatch of units with valve-point effects and multiple fuels[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(4): 1690-1699.
- [260] Binetti G, Davoudi A, Naso D, et al. A distributed auction-based algorithm for the nonconvex economic dispatch problem[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, 10(2): 1124-1132.
- [261] Li F Y, Qin J H, Kang Y. Multi-agent system based distributed pattern search algorithm for non-convex economic load dispatch in smart grid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(3): 2093-2102.
- [262] Xie J, Yu Q Y, Cao C. A distributed randomized gradient-free algorithm for the non-convex economic dispatch problem[J]. *Energies*, 2018, 11: 244.
- [263] Moin M, Ahmed W, Rehan M, et al. A novel distributed consensus-based approach to solve the economic dispatch problem incorporating the valve-point effect and solar energy sources[J]. *Energies*, 2023, 16(1): 447.
- [264] Zhao Q Y, Liu S R, Zheng Y, et al. Economic dispatch of distribution network with multi-microgrid[C]. 2015 34th Chinese Control Conference. Hangzhou, 2015: 9060-9065.
- [265] Kouveliotis-Lysikatos I, Hatziaargyriou N. Distributed economic dispatch considering transmission losses[C]. 2017 IEEE Manchester Power Technology Manchester, 2017: 1-6.
- [266] Wang R, Li Q Q, Shi Y, et al. A gossip-based asynchronous distributed algorithm for economic dispatch problem with transmission losses[C]. 2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies. Chengdu, 2019: 770-775.
- [267] Xu Q, Dai P C, Wang L, et al. Distributed consensus-based algorithm for social welfare in smart grid with transmission losses[J]. *Science China Technological Sciences*, 2020, 63(1): 44-54.
- [268] Xu Y L, Li Z C. Distributed optimal resource management based on the consensus algorithm in a microgrid[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(4): 2584-2592.

- [269] Zhao T Q, Ding Z T. Distributed finite-time optimal resource management for microgrids based on multi-agent framework[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(8): 6571-6580.
- [270] Qin J, Wan Y, Yu X, et al. Consensus-based distributed coordination between economic dispatch and demand response[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 10(4): 3709-3719.
- [271] Enyioha C, Magnússon S, Heal K, et al. On variability of renewable energy and online power allocation[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 33(1): 451-462.
- [272] Bai L, Sun C, Feng Z, et al. Distributed continuous-time resource allocation with time-varying resources under quadratic cost functions[C]. 2018 IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE, 2018: 823-828.
- [273] Huang L, Sun W, Li Q, et al. Distributed real-time economic dispatch for islanded microgrids with dynamic power demand[J]. *Applied Energy*, 2023, 342: 121156.
- [274] Di Lorenzo P, Scutari G. Distributed nonconvex optimization over networks[C]. 2015 IEEE 6th International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing. Cancun, 2015: 229-232.
- [275] Houska B, Frasch J, Diehl M. An augmented Lagrangian based algorithm for distributed NonConvex optimization[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2016, 26(2): 1101-1127.
- [276] Scutari G, Facchinei F, Lampariello L. Parallel and distributed methods for constrained nonconvex optimization: Part I: Theory[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(8): 1929-1944.
- [277] Tatarenko T, Touri B. Non-convex distributed optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, 62(8): 3744-3757.
- [278] Guo J Y, Hug G, Tonguz O K. A case for nonconvex distributed optimization in large-scale power systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(5): 3842-3851.
- [279] Tang Y J, Zhang J S, Li N. Distributed zero-order algorithms for nonconvex multiagent optimization[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2021, 8(1): 269-281.
- [280] Yi X L, Zhang S J, Yang T, et al. Communication compression for distributed nonconvex optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(9): 5477-5492.
- [281] Yi Z, Xu Y, Hu J, et al. Distributed, neurodynamic-based approach for economic dispatch in an integrated energy system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 16(4): 2245-2257.
- [282] Huang Y J, Wang Y D, Liu N. Low-carbon economic dispatch and energy sharing method of multiple Integrated Energy Systems from the perspective of System of Systems[J]. *Energy*, 2022, 244: 122717.
- [283] Yan N, Ma G C, Li X J, et al. Low-carbon economic dispatch method for integrated energy system considering seasonal carbon flow dynamic balance[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023, 14(1): 576-586.

作者简介

马大中 (1982-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为人工智能、信息物理系统、分布式协同控制和优化及其在能源互联系统中的应用, E-mail: madazhong@ise.neu.edu.cn;

邢茗淇 (1997-), 男, 博士生, 主要研究方向为分布式优化、隐私保护、网络攻击及其在智能电网中的应用, E-mail: xmq1053@163.com;

胡旭光 (1992-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为能源系统智能化建模、数据分析及故障诊断, E-mail: huxuguang@mail.neu.edu.cn;

黄博南 (1982-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为神经动力学分析、复杂网络、多智能体系统及其在智能电网和能源互联网中的应用, E-mail: huangbonan@ise.neu.edu.cn;

孙秋野 (1977-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为能源互联网的建模与优化运行、多能源综合互补优化、分布式发电系统网络控制, E-mail: sunqiuye@ise.neu.edu.cn.

科研团队简介

张化光教授研究团队立足于东北大学信息学院, 以国家重大战略需求和国际前沿基础理论为目标导向, 长期专注于能源互联系统的建模与优化控制运行、复杂工业过程故障诊断技术、模糊控制与智能控制和混沌控制等领域的科学研究工作。科研团队自成立以来, 在能源互联网优化调度、智能故障诊断方法等方面取得了一系列开创性的研究成果, 并成功应用于智能电网运行管理、工业智能制造等工业现场。团队在人才培养、科研文化建设、国际合作拓展和创新能力提升等方面积累了丰富的成果和实践经验, 团队已培养国家级领军人才 3 人、国家级青年人才 4 人。团队承担过包括国家重点研发计划“变革性技术关键科学问题”在内的国家级项目 30 余项, 共获各种奖励 20 余项, 其中包含国家自然科学二等奖一项、国家技术发明二等奖一项、国家科技进步二等奖一项。

团队核心成员马大中教授是国家级青年人才项目入选者; “兴辽人才计划”青年拔尖人才获得者; 沈阳市领军人才支持计划入选者。东北大学信息科学与工程学院教授、博士生导师, 中国自动化学会故障诊断与安全性专业委员会委员, 能源互联网专委会委员。马大中教授及其课题组成员长期专注于人工智能、信息物理系统、分布式协同控制和优化及其在能源互联系统中的应用研究。