基于ADMM的智能电网多用户多供电商的 节点实时定价策略

阚雅兰

上海理工大学管理学院,上海

收稿日期: 2024年3月11日; 录用日期: 2024年4月12日; 发布日期: 2024年5月22日

摘要

智能电网的发展促使对节点实时电价策略的深入研究,尤其是在多用户和多供电商的复杂背景下。本文 考虑了含有多用户和多供电商的电力系统,在直流最优潮流的模型上建立了以社会福利最大化目标的节 点实时电价模型,利用ADMM算法对模型求解,该算法通过分布式优化的框架可以更好地保护供需双方 的隐私问题。通过数值仿真实验,验证了该模型可以促进风光能源的利用率,实现最优策略,从而提高 社会福利。同时,也说明了该节点实时电价算法的有效性。

关键词

节点实时电价,智能电网,ADMM算法,社会福利,可再生能源

Node Real-Time Pricing Strategy in Smart Grid with Multiple Users and Suppliers Based on ADMM

Yalan Kan

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Mar. 11th, 2024; accepted: Apr. 12th, 2024; published: May 22nd, 2024

Abstract

The rapid development of smart grids has spurred in-depth research into real-time pricing strategies for nodes, particularly in the complex context of multiple users and suppliers. This paper addresses the scenario of a power system involving multiple users and suppliers. A real-time pricing model is established on the model of direct current optimal power flow, with the objective of maximizing social welfare. The ADMM algorithm is employed to solve the model, leveraging a framework of distributed optimization to better safeguard the privacy concerns of both supply and demand sides. Through numerical simulation experiments, the model's capability to enhance the utilization of renewable energy sources, implement optimal strategies, and consequently improve social welfare is validated. The results underscore the effectiveness of the real-time pricing algorithm for nodes.

Keywords

Node Real-Time Pricing, Smart Grid, ADMM Algorithm, Social Welfare, Renewable Energy Sources

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). <u>http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</u> Open Access

1. 引言

电力需求的不断提高和环境污染问题的加重,加速了电力系统向可再生能源转型。智能电网利用先 进的信息通信技术、传感器技术和远程控制等技术可以实现电力生产、传输和使用的高效安全的电力系 统,同时智能电网的发展可以更好的整合可再生能源,并提高电网的灵活性和安全性,促进电力系统的 转型。而传统电网仅依靠供给侧调节供需平衡,无法避免可再生能源的大规模并网对电网产生的波动。 在智能电网的背景下,则实现了用户和供电商进行实时信息交互的功能,促进了用户参与电力系统调节, 由此推动了需求侧管理的发展[1] [2] [3]。

实时电价机制是需求侧管理的研究热点[4] [5] [6],实时电价机制可以动态调整电价,促进能源有效 利用,提高电力系统运行效率的优势。文献[7]应用区块链技术,建立了供电商的合作博弈模型,可以有 效的实现信息共享。文献[8]利用拉格朗日函数和对偶优化的方法,求解实时电价和最优发电量。文献[9] 建立了考虑电动汽车的两阶段模型,采用改进型多目标离子群算法对模型进行求解,降低了用户成本和 供电商的出力波动。文献[10]将供需双方的交互表述为马尔可夫决策过程,利用强化学习进行优化。文献 [11]建立了多主多从博弈模型,用户和供电商进行主从博弈,使用分布式算法进行计算,用户根据电价选 择最优用电量,而供电商在实现最优发电策略时达到均衡状态。文献[12]建立了含多能源和多类用户的双 层规划模型,利用改进麻雀优化算法实现了模型优化。文献[13]提出了基于 ADMM 的分布式算法有效地 保护了用户的隐私问题。

采用分布式算法求解实时电价模型可以有效地保护用户隐私,其中,ADMM 算法相对于其他分布式 算法适用性更为广泛、在实现上更为简单。ADMM 算法具有严格的数学理论支撑,可以解决各种凸优化 问题,通过将原问题分解为多个子问题,实现了并行化求解。文献[14]研究了带线性约束的多块可分非凸 优化问题的带 Bregman 距离的 ADMM 算法的收敛性,仿真实验证明了算法的有效性。文献[15]基于 ADMM 算法,实现了县域多微电网之间的交互运行策略。文献[16]研究了多个主体参与综合能源市场的 分布式经济调度问题,利用基于高斯回代的 ADMM 算法求解经济调度问题。上述研究表明 ADMM 算法 不仅可以保护用户的隐私问题,而且可以提高求解速率。

上述对实时电价机制的研究丰富了需求侧的影响,但是对供给侧的结构进行了简化,忽略了电网的 物理特性对电力系统优化策略的影响。而节点电价模型依赖于潮流模型,很好地考虑了电网的物理特性, 并可以根据各节点的地理位置和供需条件优化出各节点用户的最优用电策略和各节点供电商的最优发电 策略。节点电价可以更加准确地反映电力市场的供求关系和竞争情况,优化资源配置,促进可再生能源 的利用。

基于此,为更加贴近电网的实际运行状态和保护供需双方的隐私,本文在直流最优潮流的基础上建 立了以社会福利最大化为目标的节点实时电价模型。为了保护供需双方的隐私问题,利用 ADMM 算法 将节点实时电价问题分解为多个子问题求解,实现了去中心化,并且提高计算效率。通过仿真实验,表 明该节点实时电价模型促进了可再生能源的利用率,提高了用户的效用。与固定电价机制进行对比实验 时,发现实时电价机制下的社会福利值优于固定电价机制下的社会福利值,验证了模型的有效性。

2. 系统模型

在智能电网中,能源供电商由单一发电商向多发电商联合供电机制转换,电力系统的物理结构变得更加复杂和分散。本文研究了含多能源发电商和多用户的电力系统,发电节点和用户节点之间通过线路相互连接,且每个用户都配有智能电表。通过智能电表,独立系统运行商(ISO)可以与发电商和用户进行信息交流,获取当前系统各节点的出力和负荷需求等数据,进行市场清算。电力潮流从发电节点出发,顺着线路进入到用户节点。在潮流传输的过程中,电力潮流不能超越线路潮流的约束,维护了电力系统的安全。该系统含有 N 个节点, L 条线路,其中能源发电商分为 G 个化石能源和 R 个新能源,并有 S 个储能装置并网。将每个用电周期划分为 24 个时间段,每个时间段为 60 分钟,用 T 表示用户用电时段集体。针对化石能源和新能源互补的供电机制,考虑了线路传输的物理限制以及节点注入效率对系统的影响,以社会福利最大化为目标,提出了更加贴近电网实际运行情况的节点实时电价模型。此外,电力系统需满足以下假设:

假设1: 电力市场是完全竞争的市场;

假设 2: 信息透明,所有市场参与者都能够获得电价、供求关系等信息;

假设 3: 供需双方具有可调节性,发电商根据用户需求和价格信号调整发电量,用户根据价格信号 调整用电量;

假设4:除了电价对供需双方产电和用电的干扰,无其他干扰因素。

2.1. 效用函数

用户通过购买电力来满足自己的需求。在智能电网中,用户的用电行为是相互独立的,不同的用户 用电习惯不同,以及其用户用电偏好也不同。本文采用对数函数来表示用户的效用函数,其中, $\omega_{n,t}$ 表示 不同节点用户在不同时间下的用电偏好, x_n ,不同节点用户不同时间下的用电量。效用函数[17]如下所示:

$$U(x,\omega) = \begin{cases} \sum_{t \in T} \sum_{n \in N} (\omega_{n,t} \ln x_{n,t} + d_n), x_{n,t} \ge 0\\ 0, x_{n,t} = 0 \end{cases}$$
(1)

其中, d_n为非负常数。

2.2. 发电成本

本文将供电商分为化石能源供电商和风光能源供电商,而供电商的发电成本和与发电量呈现正相关。 即当发电量越多,则发电成本越高,反之亦然。故本文采用一次函数来表示发电成本。由于风光能源发 电成本 *a*,远小于化石能源供电商 *a*,的发电成本。

$$C_P = \sum_{t \in T} \left(\sum_{g \in G} a_g P_{g,t} + \sum_{r \in R} a_r P_{r,t} \right)$$

$$\tag{2}$$

其中, P_{et}和 P_{rt}分别表示在 t 时刻化石能源供电商 g 和风光能源发电商 r 的发电量。

由于风光发电具有不稳定性和不可控性,在风光能源发电节点配置储能装置(ESS),以调节风光能源 发电的波动,保持系统的稳定。新能源发电量超过负荷消纳能力时,储能装置进行充电,降低风光发电 的损失量;新能源发电量不足时,储能装置进行放电以维持电力系统供需平衡。储能装置的充放电也有 其边际成本,储能装置的充放电成本为[18]:

$$C_s = \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} a_s \left(P_{dis,s,t} + P_{ch,s,t} \right)$$
(3)

$$P_{dis,s,t} \times P_{ch,s,t} = 0 \tag{4}$$

其中, a_s 是非负常数,储能装置的充放电的边际成本。 $P_{s,t}$ 为储能设备在 t 时刻的充放电量, $P_{dis,s,t}$ 为储 能设备 s 在 t 时刻的放电量, $P_{ch,s,t}$ 为储能设备 s 在 t 时刻的充电量。

当储能设备无法调节风光发电量时,会发生弃风和弃光的现象。因此,增加弃风弃光成本来降低此现象的发生。弃风弃光成本:

$$C_r = \sum_{t \in T} \sum_{r \in R} m_r \left(P_{r, \max} - P_{r, t} \right)$$
(5)

其中, m_r 是非负常数,弃风弃光的惩罚系数。 $P_{r,max} - P_{r,t}$ 为风光能源发电商在 t 时刻的弃风弃光量。

2.3. 节点实时电价模型

本文基于直流最优潮流模型[19]建立如下节点实时电价模型,模型如下:

$$\min C_p + C_s + C_r - U(x,\omega) \tag{6}$$

s.t.
$$I_{n,t} = \sum_{g \in G_n} a_g P_{g,t} + \sum_{r \in R_n} a_r P_{r,t} + \sum_{s \in S_n} (P_{dis,s,t} - P_{ch,s,t}) - x_{n,t}, \forall t \in T$$
 (7)

$$\sum_{n \in N} I_{n,t} = 0, \forall t \in T$$
(8)

$$-P_{l,\max} \le PTDF_{l,n}I_{n,t} \le P_{l,\max}, \forall l \in L, n \in N, t \in T$$
(9)

$$0 \le P_{g,t} \le P_{g,\max}, \forall g \in G, t \in T$$
(10)

$$0 \le P_{g,t} \le P_{g,\max}, \forall g \in G, t \in T$$
(11)

$$P_{r,\max} - P_{r,t} \ge 0, \forall r \in R, t \in T$$
(12)

$$x_{n,t,\min} \le x_{n,t} \le x_{n,t,\max}, \forall n \in N, t \in T$$
(13)

$$0 \le E_{s,t} \le E_{s,\max}, \forall s \in S, t \in T$$
(14)

$$E_{s,t} - E_{s,t-1} - P_{ch,s,t} + P_{dis,s,t} = 0, \forall s \in S, t \in T$$
(15)

$$\begin{cases} 0 \le P_{ch,s,t} \le P_{ch,s,\max} \\ 0 \le P_{dis,s,t} \le P_{dis,s,\max} \end{cases}, \forall s \in S, t \in T$$

$$\tag{16}$$

首先,式(7)为节点注入功率 *I_n*,为保证所有节点用户的用电量,所有节点注入功率的总和为 0,见 式(8);式(9)为网络约束,每条线路上的线路流量受到线路的最大容量 *P_l*_{,max} 的限制,其中 *PTDF_l*,为功率 转移分布因子;式(9)和式(10)分别表示化石能源发电量和风光能源发电量不超过最大发电量的限制,其 中 $P_{g,\max}$ 和 $P_{r,\max}$ 分别表示为化石能源供电商和风光能源供电商最大发电量。式(12)风光能源弃电量约束; 式(13)为用户的用电量限制,用户用电量 $x_{n,t}$ 在最大用电需求 $x_{n,t,\max}$ 和最小用电需求 $x_{n,t,\min}$ 的之间。式 (14)~(16)为用户的储能约束[18],其中, $E_{s,t}$ 为在时段 t 储能装置 s 的存储容量; $E_{s,\max}$ 为储能装置 s 的存储容量; $P_{ch,s,\max}$ 和 $P_{dis,s,\max}$ 分别为储能装置 s 的最大充电量和放电量。

3. 数学模型及模型求解

3.1. ADMM 算法介绍

ADMM 算法是一种求解可分离凸优化问题的迭代算法,其通过将原问题分解为多个子问题,实现并行计算,加速了求解速率,其应用领域十分广泛[20]。ADMM 算法通常解决只含等式约束的两个优化变量的优化问题,其一般形式为:

$$\min_{x,z} f(x) + g(z)$$
s.t. $Ax + Bz = c$
(17)

其中, $x \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}^m$ 是优化变量, $f(x) \oplus g(z)$ 为凸函数。

为解决此问题,定义增广拉格朗日函数:

$$L_{\rho}(x, z, u) = f(x) + g(z) + u^{\mathrm{T}}(Ax + Bz - c) + \frac{\rho}{2} ||Ax + Bz - c||_{2}^{2}$$
(18)

其中, μ 为增广拉格朗日乘子, ρ 为惩罚系数。

根据式(18)可得 ADMM 算法的迭代过程:

$$x^{(k)} = \arg \min_{x} L_{\rho} \left(x, z^{(k-1)}, u^{(k-1)} \right)$$

$$z^{(k)} = \arg \min_{z} L_{\rho} \left(x^{(k)}, z, u^{(k-1)} \right)$$

$$u^{(k)} = u^{(k-1)} + \rho \left(A x^{(k)} + B z^{(k)} - c \right)$$

(19)

可以发现,在第k次迭代时更新x只需要z和 μ 的第k-1次迭代结果。同理,第k次迭代时更新z和 μ 时也只需要第k-1次迭代结果。不仅保护了用户的隐私问题,而且加快了求解速率。

3.2. 数学模型

ADMM 算法不仅保护了用户的隐私问题,而且加快了求解速率。基于此,本文利用 ADMM 算法将上述集中式节点实时电价模型转化为分布式节点实时电价模型。式(8)和式(9)为复杂约束,要解决此优化问题则所有相关信息必须与独立系统运行商(ISO)共享,由 ISO 制定出最优经济调度方案,发电机组无法自行进行优化调度。为了避免共享发电机组的边际成本等敏感信息,保护供给侧和需求侧的隐私,ADMM 算法提供了一种解决复杂约束的方案,将优化问题进行分解为多个子问题。由于 ADMM 算法只适用于等式约束,故在潮流上下限约束中增加两个松弛变量 *M_{nd}*、*K_{nd}*,将约束条件(9)转为为以下两个等式约束:

$$\sum_{n \in \mathbb{N}} PTDF_{l,n}I_{n,t} + M_{n,t} - P_{l,\max} = 0$$
(20)

$$K_{n,t} - \sum_{n \in N} PTDF_{l,n}I_{n,t} - P_{l,\max} = 0$$
(21)

问题演变为:

$$\begin{array}{ll} \min \ \ C_p + C_s + C_r + C_{loss} - U\left(x, \omega\right) \\ & \left\{ \begin{array}{ll} \sum\limits_{n \in N} I_{n,t} = 0, & \forall t \in T \\ \sum\limits_{n \in N} PTDF_{l,n}I_{n,t} + M_{n,t} - P_{l,\max} = 0, & \forall l \in L, n \in N, t \in T \\ K_{n,t} - \sum\limits_{n \in N} PTDF_{l,n}I_{n,t} - P_{l,\max} = 0, & \forall l \in L, n \in N, t \in T \\ 0 \leq P_{g,t} \leq P_{g,\max}, & \forall g \in G, t \in T \\ 0 \leq P_{r,t} \leq P_{r,\max}, & \forall r \in R, t \in T \\ x_{n,t,\min} \leq x_{n,t} \leq x_{n,t,\max}, & \forall r \in N, t \in T \\ P_{r,\max} - P_{r,t} \geq 0, & \forall r \in R, t \in T \\ E_{s,t} - E_{s,t-1} - P_{ch,s,t} + P_{dis,s,t} = 0, & \forall s \in S, t \in T \\ 0 \leq P_{ch,s,t} \leq P_{ch,s,\max}, & \forall s \in S, t \in T \\ 0 \leq P_{dis,s,t} \leq P_{dis,s,\max}, & \forall s \in S, t \in T \\ \end{array} \right.$$

根据对偶理论将目标函数转化为一个极大极小问题来简化复杂约束, λ 为系统平衡约束的对偶变量, μ为潮流上限约束的对偶变量, γ 为潮流下限的约束的拉格朗日乘子, β 为风光能源供电商的弃风弃光 约束的对偶变量, ρ 为惩罚系数。利用增广拉格朗日函数法(ALM)对每个复杂约束引入惩罚项[15]。在最 优点时,惩罚项等于 0,可以帮助算法更快的进行收敛,优化问题转化为:

$$\begin{aligned} \max\left(\lambda,\mu,\gamma\right) \\ \min\sum_{t\in T} \sum_{g\in G} \left(a_g P_{g,t} + \sum_{r\in R} a_r P_{r,t}\right) + \sum_{t\in T} \sum_{s\in S} a_s \left(P_{dis,s,t} + P_{ch,s,t}\right) \\ + \sum_{t\in T} \sum_{r\in R} m_r \left(P_{r,\max} - P_{r,t}\right) + \sum_{t\in T} \sum_{t\in L} a_t P_{t,t} - \sum_{t\in T} \sum_{m\in N} \left(\omega_n \ln x_{n,t} + d_n\right) \\ + \lambda_t \cdot \left(\sum_{n\in N} I_{n,t}\right) + \frac{\rho}{2} \left\|\sum_{n\in N} I_{n,t}\right\|_2^2 + \sum_{t\in L} \mu_{t,t} \cdot \left(\sum_{n\in N} PTDF_{l,n}I_{n,t} + M_{n,t} - P_{l,\max}\right) \\ + \frac{\rho}{2} \left\|\sum_{n\in N} PTDF_{l,n}I_{n,t} + M_{n,t} - P_{l,\max}\right\|_2^2 + \sum_{t\in L} \gamma_{l,t} \cdot \left(K_{n,t} - \sum_{n\in N} PTDF_{l,n}I_{n,t} - P_{l,\max}\right) \\ \frac{\rho}{2} \left\|K_{n,t} - \sum_{n\in N} PTDF_{l,n}I_{n,t} - P_{l,\max}\right\|_2^2 \\ & \text{s.t. } 0 \le P_{g,t} \le P_{g,\max}, \forall g \in G, t \in T \\ 0 \le P_{r,t} \le P_{r,\max}, \forall r \in R, t \in T \\ x_{n,t,\min} \le x_{n,t} \le x_{n,t,\max}, \forall n \in N, t \in T \\ P_{r,\max} - P_{r,t} \ge 0, \forall r \in R, t \in T \\ 0 \le E_{s,t} \le E_{s,\max}, \forall s \in S, t \in T \\ 0 \le P_{ch,s,t} \le P_{ch,s,\max}, \forall s \in S, t \in T \\ 0 \le P_{ch,s,t} \le P_{ch,s,\max}, \forall s \in S, t \in T \end{aligned}$$
(23)

优化模型依旧是不能分解的。此时, ADMM 算法开始发挥作用,将每个决策变量固定为上一次的迭 代值。考虑到风光能源发电商的不可控性,增加弃风弃光惩罚成本,而化石能源发电商具有可控性。故 将主问题可以分解为化石能源发电机子问题、风光能源发电机子问题、储能子问题、传输损失子问题、 用户效用子问题

3.3. 模型分解及求解

根据 ADMM 算法对主问题(23)分解为以下(24)~(27)四个子问题。

子问题 1——化石能源发电机发电成本:该问题仅由该发电机的决策变量 *P_s*,和相应的潮流约束松弛 变量进行优化。由于 ADMM 算法将每个决策变量固定为上一次的迭代值,其他发电机的功率输出也为 固定值,与这些变量相关的约束则可以删除不考虑。*k* 代表迭代值,考虑单发电机的优化模型为:

$$\min \sum_{t \in T} a_{g} p_{g,t}^{k} + \lambda_{t}^{k} p_{g,t}^{k} + \frac{\rho}{2} \sum_{n \in N} I_{n,t^{2}}^{2} + \sum_{l \in L} \mu_{l,t}^{k} \cdot \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot p_{g,t}^{k}$$

$$+ \frac{\rho}{2} \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} I_{n,t} + M_{n,t}^{k} - P_{l,\max^{2}}^{2} - \sum_{l \in L} \gamma_{l,t}^{k} \cdot \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot p_{g,t}^{k}$$

$$+ \frac{\rho}{2} K_{n,t}^{k} - \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot I_{n,t} - P_{l,\max^{2}}^{2}$$

$$\text{s.t. } 0 \le P_{a,t} \le P_{a,\max^{k}}, \forall t \in T$$

$$(24)$$

子问题 2——风光能源发电机发电成本:该问题仅由该发电机的决策变量 *P_{r,t}*和相应的潮流约束松弛 变量进行优化。

$$\min \sum_{t \in T} a_r p_{r,t}^k + m_r \left(P_{r,\max} - p_{r,t}^k \right) + \lambda_t^k p_{r,t}^k + \frac{\rho}{2} \sum_{n \in N} I_{n,t^2}^2$$

$$+ \sum_{l \in L} \mu_{l,t}^k \cdot \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot p_{r,t}^k + \frac{\rho}{2} \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} I_{n,t} + M_{n,t}^k$$

$$- P_{l,\max^2}^2 - \sum_{l \in L} \gamma_{l,t}^k \cdot \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot p_{r,t}^k + \frac{\rho}{2} K_{n,t}^k$$

$$- \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot I_{n,t} - P_{l,\max^2}^2$$

$$\text{s.t. } 0 \le P_{r,t} \le P_{r,\max^2}, \forall t \in T$$

$$(25)$$

子问题 3——储能:问题仅由储能装置的决策变量 Est, Pchst, Pdisst, 和相应的潮流约束松弛变量进行优化。

$$\min \sum_{t \in T} a_s \left(P_{dis,s,t}^k + P_{ch,s,t}^k \right) + \lambda_t^k \left(P_{dis,s,t}^k - P_{ch,s,t}^k \right) + \frac{\rho}{2} \left\| \sum_{n \in N} I_{n,t} \right\|_2^2$$

$$+ \sum_{l \in L} \mu_{l,t}^k \cdot \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot \left(P_{dis,s,t}^k - P_{ch,s,t}^k \right) + \frac{\rho}{2} \left\| \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} I_{n,t} + M_{n,t}^k - P_{l,\max} \right\|_2^2$$

$$- \sum_{l \in L} \gamma_{l,t}^k \cdot \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} \cdot \left(P_{dis,s,t}^k - P_{ch,s,t}^k \right) + \frac{\rho}{2} \left\| K_{n,t}^k - \sum_{n \in N} PTDF_{l,n} I_{n,t} - P_{l,\max} \right\|_2^2$$
(26)
s.t. $0 \le E_{s,t} \le E_{s,\max}, \forall t \in T$
 $0 \le P_{ch,s,t} \le P_{ch,s,\max}, \forall t \in T$
 $0 \le P_{dis,s,t} \le P_{dis,s,\max}, \forall t \in T$

子问题 4——用户效用: 该问题仅由用户的决策变量 x_{nt} 和相应的潮流约束松弛变量进行优化。

$$\min -\sum_{t \in T} \left(\omega_n \ln x_{n,t} + d_n \right) - \lambda_t^k X_{n,t}^k + \frac{\rho}{2} \left\| \sum_{n \in N} I_{n,t} \right\|_2^2$$
s.t. $x_{n,t,\min} \le x_{n,t} \le x_{n,t,\max}, \forall t \in T$

$$(27)$$

DOI: 10.12677/pm.2024.145166

3.4. 更新对偶变量

在优化每个子问题后,复杂约束条件的拉格朗日乘子也需要进行更新迭代:

$$\lambda_{t}^{k+1} = \lambda_{t}^{k} + \rho \left(\sum_{g \in G_{n}} p_{g,t}^{k} + \sum_{r \in R_{n}} p_{r,t}^{k} + \sum_{s \in S_{n}} \left(P_{dis,s,t}^{k} - P_{ch,s,t}^{k} \right) - x_{n,t} - \sum_{l \in L_{n}} p_{loss,l,t}^{k} \right)$$
(28)

$$\mu_{l,t}^{k+1} = \mu_{l,t}^{k} + \rho \cdot \left(\sum_{n \in N} PTDF_{l,n} I_{n,t} + M_{n,t}^{k} - P_{l,\max} \right)$$
(29)

$$\gamma_{l,t}^{k+1} = \gamma_{l,t}^{k} + \rho \cdot \left(K_{n,t}^{k} - \sum_{n \in \mathbb{N}} PTDF_{l,n}I_{n,t} - P_{l,\max} \right)$$
(30)

在更新拉格朗日乘子后,如果当前迭代和下一次迭代之间的差值小于预期阈值则拉格朗日乘子收敛,则整个算法收敛,得到每个子问题的最优解,进而得到全局问题的最优解。

4. 数值仿真

4.1. 基础数据

本文以五节点系统进行案例研究,每个节点都配有发电机和储能设备,系统网络结构图如图 1 所示。 火力发电机的发电边际成本系数 a_g 为 0.5 元/kWh,风力和光伏发电机的发电边际成本系数 a_r 为 0.01 元 /kWh,风力和光伏发电的弃电惩罚成本系数为 m_r 为 0.05 元/kWh,储能设备的单位充放电成本系数为 a_s 为 0.03 元/kWh,储能装置的最大容量 E_{max} 为 20 kW,最大充放电功率 $P_{ch,max}/P_{dis,max}$ 为 10 kW。



Figure 1. System network structure diagram 图 1. 系统网络结构图

4.2. 案例分析

仿真后各节点用户的用电量如图 2 所示,发电机的发电量如图 3 所示。从图 2 可以看出,节点 2 用 户的用电量基本高于节点 4 用户的用电量。根据系统网络结构可知节点 2 用户处于光伏发电机和风力发 电机组之间,所使用的都是清洁能源,发电成本较低,从而鼓励用户多用电,以此来最大化满足自己的 用电效用。而节点 4 用户处在节点 5 风力发电机和节点 3 火力发电机组之间,当风力发电量不足以满足 节点 2 和节点 4 的用户需求时,用户使用高成本的火力机组的发电,从而增加用户的用电成本,降低用 户用电效用,进而导致用户减少用户。



如图 3 所示该系统可以极大的利用风力和光伏的发电量,从而降低对化石能源的依赖性,说明了该 模型的经济性。当风力和光伏发电量大于用户的用电量时,为了避免资源浪费,储能装置开始存储电能, 当风力和光伏发电量不足以满足用户的用电量时,储能装置开始释放电能,实现了避免资源浪费和降低 化石能源的使用,如图 4 所示。

为验证模型的有效性,将该模型的社会福利与固定电价机制下的社会福利进行对比。从图 5 可以看 出,实时电价机制下的社会福利大于固定机制下的社会福利,说明了实时电价机制更加有利于用户进行 需求响应,证明了模型的有效性和可行性。





Figure 4. Charging and discharging situation of energy storage transposition 1 图 4. 储能转置 1 的充放电情况



5. 结论

本文考虑了含有多用户和多供电商的电力系统,在直流最优潮流的模型上建立了以社会福利最大化 目标的节点实时电价模型。利用 ADMM 算法将节点实时电价模型分解为化石能源发电子问题、风光能 源发电子问题、储能装置子问题和用户效用子问题,实现了去中心化,多维度的分布式协调。该算法很 好的保护了供需双方的隐私问题。通过数值仿真实验,验证了该模型能够促进可再生能源的利用率和在 保证电力系统网络约束的情况下实现社会福利最大化。

参考文献

[1] 张玉,李翠,纪艳菊. 发输电与用电系统信息化与智能化技术的研究与应用[J]. 现代工业经济和信息化, 2023,

13(12): 160-162.

- [2] 张深伟, 夏丹. 智能电网背景下信息化应用于电力营销管理的有效策略[J]. 电工技术, 2023(S1): 213-215.
- [3] 钦宇轩. 大数据技术在电力调控系统智能化中的应用[J]. 电子技术, 2024, 53(1): 234-235.
- [4] Almani, A.-A. and Han, X. (2023) Real-Time Pricing-Enabled Demand Response Using Long Short-Time Memory Deep Learning. *Energies*, 16, Article No. 2410. <u>https://doi.org/10.3390/en16052410</u>
- [5] Li, B., Zhao, R., Lu, J., *et al.* (2023) Energy Management Method for Microgrids Based on Improved Stackelberg Game Real-Time Pricing Model. *Energy Reports*, **9**, 1247-1257. <u>https://doi.org/10.1016/j.egyr.2023.05.102</u>
- [6] 于浩明, 牟欣玮, 刘杰, 等. 基于实时电价响应的电动出租车充电负荷优化策略[J]. 电力大数据, 2023, 26(7): 1-9.
- [7] 周步祥,曹强,臧天磊,等.基于区块链的微电网双层博弈电力交易优化决策[J].电力自动化设备,2022,42(9): 35-42.
- [8] Samadi, P., Mohsenian-Rad, A.-H., Schober, R., et al. (2010) Optimal Real-Time Pricing Algorithm Based on Utility Maximization for Smart Grid. 2010 1st IEEE International Conference on Smart Grid Communications, Gaithersburg, 4-6 October 2010, 415-420. <u>https://doi.org/10.1109/SMARTGRID.2010.5622077</u>
- [9] 徐嘉启, 郭红霞, 邹桂林. 基于实时电价的含电动汽车微电网两阶段优化调度[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5571-5578.
- [10] Zhang, L., Gao, Y., Zhu, H., et al. (2022) A Distributed Real-Time Pricing Strategy Based on Reinforcement Learning Approach for Smart Grid. Expert Systems with Applications, 191, Article ID: 116285. <u>https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116285</u>
- [11] 金耀, 许健. 电网实时电价混合博弈策略与优化方法[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(12): 203-206+227.
- [12] 杨洁,吴志强,范宏.基于实时电价的含储能可再生能源系统协同调度策略[J]. 智慧电力, 2023, 51(4): 46-53.
- [13] 赵峰, 党亚铮. 基于 ADMM 的智能电网电力调度优化分布式在线算法[J]. 理论数学, 2022, 12(1): 148-156.
- [14] 陈建华, 彭建文. 非凸多分块优化的 Bregman ADMM 的收敛率研究[J]. 数学物理学报, 2024, 44(1): 195-208.
- [15] 叶清泉, 吴明启, 吴旭光, 等. 基于 ADMM 的多区域直流系统完全分布式最优潮流算法[J]. 浙江电力, 2024, 43(2): 13-24.
- [16] 杨海柱, 代庚辉, 张鹏. 基于 ADMM-RGS 算法的综合能源系统多主体协同优化运行策略研究[J]. 电力系统及其 自动化学报, 2022, 34(6): 25-33.
- [17] 李军祥, 张文财. 基于用户电器分类的智能电网实时定价研究[J]. 中国管理科学, 2019, 27(4): 210-216.
- [18] 韩伟,张子祥,朱子昂,等. 计及储能与需求响应的电-气虚拟电厂双层优化调度[J]. 电工技术, 2023(10): 88-90+94.
- [19] 王宣元, 高峰, 康重庆, 等. 扩展的节点电价算法研究[J]. 电网技术, 2019, 43(10): 3587-3596.
- [20] 薛中会, 殷倩雯, 党亚峥. 求解可分离凸优化问题的惯性近似松弛交替方向乘子法[J]. 上海理工大学学报, 2022, 44(2): 204-212.