

基于多智能体的智能楼宇群能量管理分布式优化算法研究

路峰迎, 史大洋, 薛文君

(山东省建筑设计研究院有限公司, 山东 济南 250001)

摘要: 为了提高智能楼宇群的电能利用效益, 延长楼宇供电设备的使用寿命, 研究了在孤岛运行模式下的智能楼宇的能量管理问题。以社会福利最大化模型为基础, 建立了负荷、分布式发电机和电池储能系统的调度与成本模型; 设计了分布式观测器以估计楼宇群的供需不匹配总电能, 并基于交替方向乘子法设计智能楼宇群分布式优化调度策略。仿真结果表明: 该算法能有效调度发电、用电设备, 实现分布式全局经济最优, 避免了集中式控制下的用户隐私泄露风险, 减少了中央控制器的计算负担。

关键词: 智能楼宇群; 能量管理; 分布式优化; 交替方向乘子法

Distributed optimization algorithm for energy management in multi-agent based smart buildings

LU Fengying, SHI Dayang, XUE Wenjun

(Shandong Provincial Architecture Design & Research Institute Co.,Ltd.,Jinan 250001, China)

Abstract: In order to improve the economic benefit of electric energy utilization, the energy management problem of intelligent buildings in isolated island operation mode is studied. Based on the social welfare maximization model, the scheduling and cost models of loads, distributed generators and battery energy storage systems are established. In addition, distributed observer is designed to estimate the total energy mismatch between supply and demand of buildings, and a distributed optimization scheduling strategy for intelligent buildings is designed based on the alternate-direction multiplier method. The simulation results show that this algorithm can effectively dispatch power generation and electrical equipment, realize global economic optimization in a distributed way, avoid the risk of user privacy leakage under centralized control and reduce the computational burden of central controller.

Key words: smart buildings; electrical energy management; distributed optimization; alternative direction method of multipliers

0 引言

近年来随着城市化进程的推进, 城市楼宇的耗电量攀升至城市总耗电量的32%。在全世界, 接近30%的CO₂排放量直接或间接地来源于楼宇中电能的消耗。与此同时, 在楼宇中存在大量可调整调度的负荷, 楼宇用电实现削峰填谷具有巨

大潜力, 可以通过合适的优化策略引导楼宇内用户高峰时错峰用电。并且, 先进的无线通信系统与双向电能传输技术的日益成熟, 推进了电能供给侧和用户侧双向交互模式的转型。因此, 智能楼宇能量管理系统应运而生, 该系统集成了分布式发电和储能设备、需求响应和用户用电满意度

管理,旨在合理地减少电能消耗,实现经济效益的最大化。

国内外对能量管理系统的研究主要集中在电能的供给和优化调度策略方面^[1-3]。随着数据挖掘技术的发展,越来越多的学者尝试应用深度学习的方法,尤其是强化学习的方法^[4]。研究表明强化学习的算法能有效地调度能量并减少智能楼宇的用电成本。这些方法会使优化过程中的数据出现维数灾难。另一方面的优化调度策略则是基于凸优化的方法^[5-6]。然而,传统的基于凸优化的优化调度策略大多采用集中式的控制框架,由一个或多个中央处理器收集信息并做出决策,虽然具有部署结构简单等优点,但也存在组网配置过程复杂、易造成不同子区域通信协议不兼容及单点错误等问题。

为了解决以上问题,国内外学者将分布式优化引入到能量管理研究中。分布式优化调度策略仅交换、利用少量的信息便可达到最优的目的。文献[7]利用分布式次梯度法解决用户侧的电能需求问题,但次梯度法收敛较慢。文献[8]以社区能源互联网为研究对象,提出了基于主从博弈论的分布式能量管理方法,结合微分进化方法和数学方法,提出了斯塔克伯格均衡策略的求解模型,求解过程高效清晰。为了使电力市场化后的微电网运行更经济、灵活,且用电更公平,文献[9]提出基于多智能体和竞价机制的经济优化算法,以及应用该算法的微电网差异化电价运行方式。为了改善优化收敛速度,减小计算过程中优化变量的数据维数,交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)被广泛采用^[10]。文献[11]基于ADMM制定综合能源楼宇群分布式调度策略。各楼宇根据自身产用能特性优化管理内部资源,楼宇群代理商作为监管方收集各方上报信息并协调楼宇间的电能流动过程,达到共享电能的供需平衡。近些年一些先进技术与ADMM相结合起到了算法加速的效果,代表性的有方差缩减和Nesterov加速方法^[12]。但是以上研究存在各种问题,或是将所有用户侧的用电需求设定为已知量,或是没有

考虑储能系统作为削峰填谷的重要角色。

文章提出基于交替方向乘子法和一致性理论设计分布式优化算法的智能楼宇能量管理算法,主要包括两个方面:①将传统的集中式ADMM拓展为分布式执行的算法,楼宇群中各节点仅利用本地信息与邻居信息进行优化;②在算法中引入分布式观测器,估计供需侧的全局电能不匹配偏差,在满足初始供需电能平衡的条件下,任意时间节点的估计偏差之和就等于真实的全局供需不平衡的电能偏差。

1 智能楼宇群能量管理系统模型

本文考虑孤岛运行模式下的一片楼宇群。每栋智能楼宇配有能量管理系统(Energy Management System, EMS),主要由两部分组成:在供给侧,由分布式发电机组和电池储能系统两部分构成;在需求侧,主要包括楼宇内部电力负荷,其中电力负荷又分为可控负荷和不可控负荷。可控负荷仅考虑可中断型负荷,且在调度时间内中断时间不受限制。优化目标为最小化一段周期时间 τ 内智能楼宇群中 n_g 个发电机组的发电成本或最大化 n_d 个业主的收益,建立能量管理模型。

1.1 社会福利最大化目标

本文中能量管理的目标函数是在电力市场中广泛采用的社会福利最大化模型^[13],包含发电机运行成本和用户的满意度收益,因此优化目标表示为

$$\min C^g(P) - U^d(P) \quad (1)$$

式中, $C^g(P)$ 为发电机运行成本,元; $U^d(P)$ 为用户满意度收益,元; P 为有功功率,MW。

其中

$$C^g(P) = \sum_{\tau=1}^{\tau} \sum_{j=1}^{n_d} \alpha_j P_j(t)^2 + \beta_j P_j(t) + \gamma_j \quad (2)$$

$$U^d(P) = \sum_{\tau=1}^{\tau} \sum_{j=1}^{n_d} U_j(P_j(t)) \quad (3)$$

$$U_j(P_j(t)) = \begin{cases} -a_j P_j(t)^2 + b_j P_j(t) & P_j(t) \leq -\frac{b_j}{2a_j} \\ \frac{b_j^2}{4a_j} & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, τ 为总调度时间,为常量; α_i 、 β_i 和 γ_i 分别为发电机 i 的发电成本系数,为常量; a_j 和 b_j 分别为用户 j 的满意度收益系数,为常量。

1.2 社会福利最大化约束条件

本文考虑的优化模型含分布式发电机、储能和用电负荷,各部分所受物理约束和电能供需平衡约束如下所示。

(1) 储能设备运行约束

定义多组储能设备的集合为 $\mathbf{N}_s=\{1,2,\dots,n_s\}$,则第 i 组电池储能系统需要满足以下约束条件。首先,相邻时间节点电池储能状态所需满足的约束为

$$E_i(t) = (1-l_{se}) E_i(t-1) + \left(S_i^c(t) \eta_i^c - \frac{S_i^d(t)}{\eta_i^d} \right) \Delta t \quad (5)$$

$$\forall t=1,2,\dots,\tau$$

式中, $E_i(t)$ 为 t 时间节点储能系统的储能状态, $\text{MW}\cdot\text{h}$; l_{se} 为储能损耗率,可设定为1%; $S_i^c(t)$ 和 $S_i^d(t)$ 分别为充电功率和放电功率, MW ,且充电功率为正,放电功率为负; η_i^c 和 η_i^d 分别为充、放电效率,为便于表达可设定为100%。

考虑避免过充或过放,为延长电池使用寿命,其相应约束可以表示为

$$0 \leq E_i(t) \leq \bar{E}_i \quad \forall t=1,2,\dots,\tau \quad (6)$$

$$0 \leq S_i^c(t) \leq \bar{S}_i^c \quad \forall t=1,2,\dots,\tau \quad (7)$$

$$0 \leq S_i^d(t) \leq \bar{S}_i^d \quad \forall t=1,2,\dots,\tau \quad (8)$$

式中, $\bar{E}_i$ 为最大蓄电容量, $\text{MW}\cdot\text{h}$; $\bar{S}_i^c$ 和 $\bar{S}_i^d$ 分别为最大充、放电功率, MW 。

为保证在任意时间节点电池储能系统不会同时进行充电和放电,设置条件可表示为

$$S_i^c(t) S_i^d(t) = 0 \quad \forall t=1,2,\dots,\tau \quad (9)$$

(2) 发电机运行约束

孤岛模式下智能楼宇群的主要供电来源是发电机组,因此发电机组的运行状态约束对延长发电机工作寿命至关重要。定义发电机组的集合 $\mathbf{N}_g=\{1,2,\dots,n_g\}$,考虑其中的第 i 组发电机,其运行约束可表示为

$$P_i^g \leq P_i^g(t) \leq \bar{P}_i^g \quad \forall t=1,2,\dots,\tau \quad (10)$$

$$\Delta P_i^g \leq P_i^g(t) - P_i^g(t-1) \leq \Delta \bar{P}_i^g \quad \forall t=1,2,\dots,\tau \quad (11)$$

式中, $P_i^g(t)$ 为 t 时间节点发电机的发电量, MW ; $\underline{P}_i^g$ 和 $\bar{P}_i^g$ 分别为发电机 i 的最小、最大输出功率, MW ; $\Delta \underline{P}_i^g$ 和 $\Delta \bar{P}_i^g$ 分别为发电机 i 的输出功率最大向下、向上爬坡速率, MW/h 。

(3) 负荷运行约束

定义楼宇用户的集合 $\mathbf{N}_D=\{1,2,\dots,n_d\}$,为保障楼宇用户的用电安全,其中的第 i 组负荷运行约束可表示为

$$\underline{P}_i^d \leq P_i^d(t) \leq \bar{P}_i^d \quad \forall t=1,2,\dots,\tau \quad (12)$$

式中, $P_i^d(t)$ 为 t 时间节点负荷的用电功率, MW ; $\underline{P}_i^d$ 为可控负荷的最小用电功率, MW ; $\bar{P}_i^d$ 为可控负荷的最大用电功率, MW 。

(4) 电能平衡约束

在智能楼宇群的能量管理中,每个时间段内都应该满足电能供需平衡。电能平衡约束可表示为

$$\sum_{i=1}^{n_g} P_i^g(t) - \sum_{l=1}^{n_s} S_l(t) = \sum_{j=1}^{n_d} P_j(t) + P_D \quad (13)$$

$$\forall t=1,2,\dots,\tau$$

式中, P_D 为已知的不可控负荷的用电功率, MW 。

2 基于ADMM的分布式优化模型

由于问题模型中约束条件存在相邻时间耦合性,因此直接求解一段时间内的优化问题面临数据维数灾难的困难,拟采用ADMM方法求解,通过将原问题分解为有限多个独立优化的子问题以避免维数灾难,继而需要将原问题变形为针对两个优化变量的形式。观察上述优化问题的约束条件可以发现,发电机和储能设备只在系统平衡条件中耦合,剩下的约束条件都是本地的或是本地约束在时间上的暂时耦合,于是分别定义两个约束集合,即

$$\phi = \left\{ (P, S) \left| \sum_{i=1}^{n_g} P_i^g(t) - \sum_{l=1}^{n_s} S_l(t) = \sum_{j=1}^{n_d} P_j^d(t) + P_D, \right. \right. \\ \left. \left. \forall t=1,2,\dots,\tau \right\} \quad (14)$$

$$\psi = \{(P, S) | (2-9)\} \quad (15)$$

式中,应当考虑无损充放电情况时 $S_l(t) = S_l^c(t) -$

$S_l^d(t)$ 。

定义变量 $X=[P,S]=Y=[P_Y,S_Y]$ ，基于以上分析可以将原问题变为等价的优化问题，即

$$\begin{aligned} \min \quad & C^{\text{total}}(X) + f_1(X) + f_2(Y) \\ \text{s.t.} \quad & X - Y = 0 \end{aligned} \quad (16)$$

$$f_1(X) = \begin{cases} 0, & X \in \phi \\ +\infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

$$f_2(X) = \begin{cases} 0, & Y \in \psi \\ +\infty, & \text{其他} \end{cases}$$

因为凸集的指示函数是良定义、闭且凸的，并且约束项的系数矩阵都是单位矩阵，所以基于ADMM的迭代序列能收敛到最优解。于是，基于ADMM方法的优化变量交替更新步骤可表示为

$$\begin{aligned} X^{k+1} &= \arg \min_X L_\rho(X, Y^k, \lambda^k) \\ Y^{k+1} &= \arg \min_Y L_\rho(X^{k+1}, Y, \lambda^k) \\ \lambda^{k+1} &= \lambda^k + \rho(X^{k+1} - Y^{k+1}) \end{aligned} \quad (18)$$

式中，拉格朗日函数 $L_{\rho(X,Y,\lambda)} = C^{\text{total}}(X) + f_1(X) + f_2(Y) + \lambda^T(X - Y) + \frac{\rho}{2}\|X - Y\|_2^2$ ； ρ 为惩罚参数，可设定为0.8。

3 基于ADMM的分布式优化算法

ADMM算法框架下的结合分布式估计的优化策略主要分为如下三个步骤。

3.1 X更新

为了简洁，定义收缩因子 $u^k = \frac{\lambda^k}{\rho}$ ，根据式(18)可得X更新迭代，即

$$\begin{aligned} X &= \arg \min_X L_\rho(X, Y^k, \lambda^k) \\ &= \arg \min_X \left(C^{\text{total}}(X) + f_1(X) + f_2(X) + \lambda^T(X - Y^k) + \frac{\rho}{2}\|X - Y^k\|_2^2 \right) \\ &= \arg \min_X \left(C^{\text{total}} + f_1(X) + \frac{\rho}{2}\|X - Y^k + u^k\|_2^2 \right) \\ &= \arg \min_{X \in \phi} \left(C^{\text{total}}(X) + \frac{\rho}{2}\|X - Y^k + u^k\|_2^2 \right) \\ &= \arg \min_{X \in \phi} \sum_{i=1}^{\tau} \sum_{l=1}^{n_a} (F_l(X_i(t))) \end{aligned} \quad (19)$$

其中节点总数 $n_a = n_g + n_d + n_s$ ，为便于表示定义

与其相关的集合为 $N_a = N_G \cup N_S \cup N_D$ 。对于不同节点 $F_l(X_i(t))$ ，具体函数形式可表示为

$$F_l(X_i(t)) = \begin{cases} C_i^g(P_i(t)) + \frac{\rho}{2}(P_i^g(t) + u_i^k(t) - P_{Y_i}^k(t))^2, & \forall i \in N_G \\ -U_j(P_j^d(t)) + \frac{\rho}{2}(P_j^d(t) + u_j^k(t) - P_{Y_j}^k(t))^2, & \forall j \in N_D \\ \frac{\rho}{2}(S_l(t) + u_l^k(t) - S_{Y_l}^k(t))^2, & \forall l \in N_S \end{cases} \quad (20)$$

显然X更新中的优化问题转变为上述分别属于三类集合的不相关的子问题，并且进一步分解为 τ 个单独时间段内的子问题，可表示为

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{i \in N_a} F_l(X_i(t)) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i \in N_g} P_i(t) - \sum_{l \in N_s} S_l(t) = \sum_{j \in N_D} P_j(t) + P_D \end{aligned} \quad (21)$$

此时可知最优解的Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件，表示为

$$\begin{aligned} F_l'(P_i^*(t)) &= -F_l'(S_l^*(t)) = -F_j'(P_j^*(t)) = \mu^* \\ \sum_{i \in N_g} P_i^*(t) - \sum_{l \in N_s} S_l^*(t) &= \sum_{j \in N_D} P_j^*(t) + P_D \end{aligned} \quad (22)$$

式中， u^* 为等式约束的拉格朗日乘子。

在X更新的每一步各节点根据KKT条件执行如下分布式趋同优化算法。考虑到实际条件中楼宇中各用户和发电侧设备无法得到全局用电需求，所以需要更进一步设计算法，实现对不平衡功率的分布式估计。算法具体执行过程可表示为

当时 $i \in N_G \cup N_D \cup N_S$ ，

$$\mu_i[\pi+1] = \sum_{h \in N_i} w_{ih} \mu_h[\pi] + \sigma \Delta \hat{P}_i^\pi \quad (23)$$

当 $i \in N_G$ 时

$$P_i[\pi+1] = \frac{\mu_i[\pi+1] - \rho(u_i^\pi - P_{Y_i}^\pi) - \beta_i}{2a_i + \rho} \quad (24)$$

$$\Delta \hat{P}_i^{\pi+1} = \Delta \hat{P}_i^\pi + \sum_{h \in N_i} w_{ih} (\Delta \hat{P}_h^\pi - \Delta \hat{P}_i^\pi) + P_i^\pi - P_i^{\pi+1}$$

当 $i \in N_D$ 时

$$P_i[\pi+1] = \frac{-\mu_i[\pi+1] - \rho(u_i^\pi - P_{Y_i}^\pi) + \beta_i}{2a_i + \rho} \quad (25)$$

I...

$$\Delta \hat{P}_i^{\pi+1} = \Delta \hat{P}_i^\pi + \sum_{h \in N_i} w_{ih} (\Delta \hat{P}_h^\pi - \Delta \hat{P}_i^\pi) + P_i^{\pi+1} - P_i^\pi$$

当 $i \in N_S$ 时

$$P_i[\pi+1] = \frac{-\mu_i[\pi+1] - \rho(u_i^\pi - P_i^\pi)}{\rho} \quad (26)$$

$$\widehat{\Delta P}_i^{\pi+1} = \widehat{\Delta P}_i^\pi + \sum_{h \in N_i} w_{ih} (\widehat{\Delta P}_h^\pi - \widehat{\Delta P}_i^\pi) + P_i^{\pi+1} - P_i^\pi$$

式中, w_{ij} 表示节点*i*与*j*的通信权重, 满足 $w_{ij}=w_{ji}$ 且 $0 \leq w_{ij} \leq (\max_{i=1, \dots, n_a} |N_i|)^{-1}$, N_i 为节点*i*的邻居节点数, 为常量, 算法迭代中的 $\sum_{h \in N_i} w_{ih} \mu_i[\pi]$ 实现拉格朗日乘子趋于一致; σ 代表步长为常量可设定为0.01; $\widehat{\Delta P}_i^\pi$ 是各节点在*X*更新中的第 π 次迭代中对全局不平衡功率的局部估计, 即不平衡功率的分布式估计器。每一时间节点对本地不平衡功率的估计基于上一时间节点的估计值和当前时间节点与上一时间节点真实功率的变化量, 同时应用平均一致性协议 $\sum_{h \in N_i} w_{ih} (\widehat{\Delta P}_h^\pi - \widehat{\Delta P}_i^\pi)$ 最终实现本地对不平衡功率的估计趋向于全局不平衡功率的平均值。若初始条件满足 $\sum_{i \in N_a} \widehat{\Delta P}_i^0 = \sum_{i \in N_a} \Delta P_i^0 = 0$, 则上述迭代算法即可实现对全局不平衡功率的估计, 即 $\sum_{i \in N_a} \widehat{\Delta P}_i^\pi = \sum_{i \in N_a} \Delta P_i^\pi$ 。

3.2 Y更新

一旦 X^{k+1} 收敛结束*X*更新, 便可将 X^{k+1} 代入, 从而*Y*更新可表示为

$$\begin{aligned} Y &= \arg \min_Y L_\rho(X^{k+1}, Y, \lambda^k) \\ &= \arg \min_Y \left(f_2(Y) + \frac{\rho}{2} \|X^{k+1} - Y + u^k\|_2^2 \right) \\ &= \arg \min_{Y \in \Psi} \left(\frac{\rho}{2} \|X^{k+1} - Y + u^k\|_2^2 \right) \\ &= P_\Psi(X^{k+1} + u^k) \end{aligned} \quad (27)$$

式中, P_Ψ 为对集合 Ψ 的投影。注意到, 在集合 Ψ 中定义的约束对每个节点而言都是本地的并且仅存在相邻时间本地优化变量的耦合。由于线性约束集合的投影是一个二次规划问题, *Y*更新可以视为由 n_a 个局部二次规划子问题。因此, *Y*更新可以采用内点法等, 只通过本地计算解决每个子问题。

3.3 λ 更新

计算得到 X^{k+1} 和 Y^{k+1} 后, λ^{k+1} 可以通过本地节点的信息计算求解。

4 算例分析

4.1 参数设置

文章在MATLAB 2019a平台下进行算例仿真。在本算例仿真中, 网络拓扑的所有节点, 即智能楼宇群的负荷与供电侧设备以双向通信方式连接, 构成强连通的拓扑结构, 任意节点间通信权重以梅特罗波利斯-黑斯廷规则进行设计。楼宇群负荷与供电设备相关参数见表1、表2。ADMM算法收敛判据 ε^{pri} 与 $\varepsilon^{\text{dual}}$ 均为 10^{-4} , 步长 ρ 为0.1。

表1 发电侧设备参数表

Tab. 1 Parameter table of equipment at power generation side

发电侧	发电机 1	发电机 2	发电机 3	储能 1	储能 2
$\alpha/\text{¥} \cdot \text{M}^{-1}$	0.08	0.1	0.12	0	0
$\beta/\text{¥} \cdot \text{MWh}^{-1}$	5	6.5	8	0	0
$\gamma/\text{¥} \cdot \text{h}^{-1}$	8	9	10	0	0
$\Delta \bar{P}_i/\text{MW}$	40	35	35	0	0
$\Delta \underline{P}_i/\text{MW}$	-15	-10	-10	0	0
$\bar{P}_i/\bar{S}_i^{\text{d}}/\text{MW}$	100	75	80	30	35
$\underline{P}_i/\bar{S}_i^{\text{c}}/\text{MW}$	10	15	20	25	30
$\bar{E}_i/\text{MW} \cdot \text{h}$	0	0	0	85	140

表2 用户侧参数表

Tab. 2 User side parameters

用户侧	楼宇 1	楼宇 2
$a/\text{¥} \cdot \text{MW}^{-2} \cdot \text{h}^{-1}$	0.14	0.16
$b/\text{¥} \cdot \text{MW} \cdot \text{h}^{-1}$	12	14
$\bar{P}_j/\text{MW}$	65	70
$\underline{P}_j/\text{MW}$	15	10

4.2 电能供需平衡情况及各单元发电/用电功率

各个时间节点智能楼宇群与供电侧的电能平衡情况如图1所示。可以看出, 智能楼宇群的可控总负荷、发电机组总输出与储能系统充放电情况根据不可控总负荷变化而变化, 且每一时间节点最优调度下的不平衡功率都为0。在时间节点5, 当楼宇内不可控总负荷减少, 而发电机组输出功率受最大向下爬坡功率限制导致供给电能盈余时, 储能系统进行充电并且可控负荷用电量上升。同时, 由于储能系统不计算运行成本, 所以供电优先级高于发电机组。

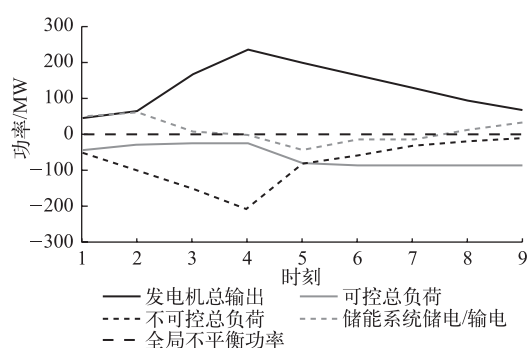


图1 电能供需平衡迭代过程

Fig. 1 Iterative process of power supply and demand balance

发电机、可控负荷与电池储能系统具体的各单元用电/耗电情况如图2和图3所示，图中各发电机与用户单元依据各自发电、用电成本，对发电量和可控用电量做出使总成本最小的最优决策，而储能设备在初始阶段的放电舒缓了发电机的发电高峰压力。在时间节点4，由于不可控负荷需求迅速下降，而发电机设备受到爬坡约束，于是系统内多余未消纳电能被充进储能系统。

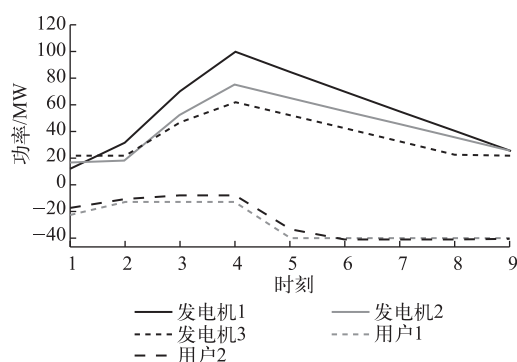


图2 发电机输出功率图

Fig. 2 Generator output power diagram

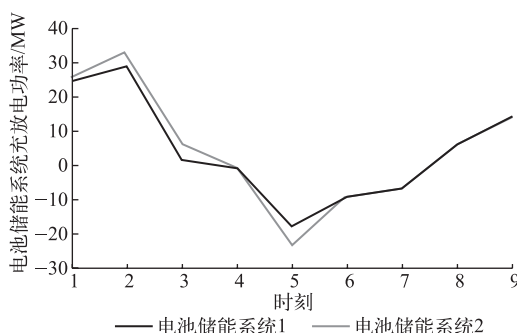


图3 电池储能系统充放电功率图

Fig. 3 Charging and discharging power diagram of battery energy storage system

4.3 电池储能系统能量存储状态

智能楼宇群配备的电池储能系统在各时间节点所存储能量的变化过程如图4与图5所示。初始时随着不可控负荷增加，由于电池储能系统利用电能的优先级高于发电机，所以能量迅速减少至最低能量存储约束要求。随着负荷需求减少，由于发电机组的发电功率变化受爬坡约束，所以在4~7时间节点内电池储能系统充电。

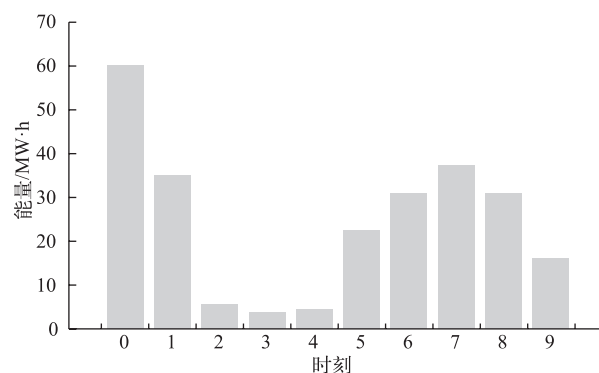


图4 电池储能系统1能量存储过程图

Fig. 4 Energy storage process diagram of battery energy storage system 1

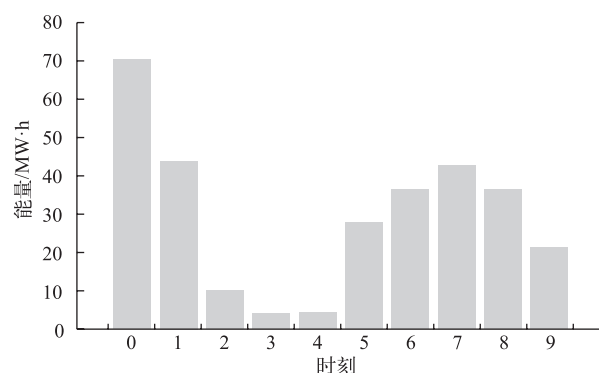


图5 电池储能系统2能量存储过程图

Fig. 5 Energy storage process diagram of battery energy storage system 2

4.4 ADMM算法收敛情况

优化变量在ADMM算法下的原始残差 $r^k = X^k - Y^k$ 与对偶残差 $S^k = \rho(Y^{k+1} - Y^k)$ 的收敛情况，如图6所示。从图6中可以发现原始残差与对偶残差都在10步迭代内快速收敛至所需准确度领域。然而不足之处在于随着准确度要求提高，迭代所需的步数显著增加。

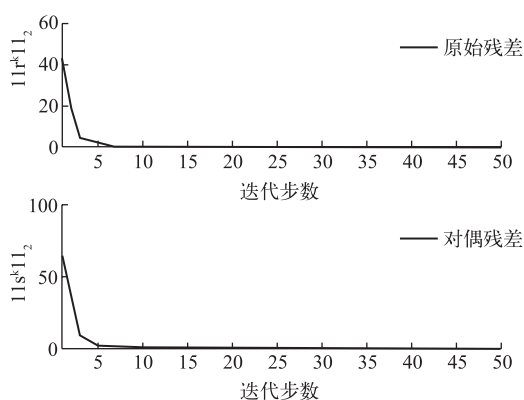


图6 ADMM 算法收敛情况图

Fig. 6 Convergence of ADMM algorithm

5 结束语

近年来交替方向乘子法在大规模优化和具有可分离结构的优化问题中备受关注。文中针对包含分布式发电单元、储能单元和可控负荷的智能楼宇群能量管理问题，基于ADMM算法设计了分布式优化调度策略。同时，设计分布式观测器利用局部信息与邻居节点的信息估计智能楼宇群供需侧的全局不匹配电能，采用MATLAB进行了算例仿真，结果表明与传统的集中式调度方法相比，所提优化算法能在10步左右将原始残差收敛至小于0.6，对偶残差小于1.1；第30步迭代原始残差小于0.007，对偶残差小于0.03，还能有效减少计算和通信负担，在保障楼宇群各单元的隐私安全前提下实现经济最优。

与此同时，本文提出的分布式优化策略基于智能楼宇群处于单一的孤岛运行模式的假设，考虑并网与孤岛模式切换的情况是下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 史训涛, 雷金勇, 黄安迪, 等. 基于离线优化和在线决策的光伏智能楼宇能量管理算法[J]. 中国电力, 2019, 52(10): 123-131.
- [2] 王旭东, 吴莉萍, 戚艳, 等. 基于模型预测控制的智能楼宇暖通空调能量管理策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(6): 98-106.

- [3] 江泽昌, 刘天羽, 江秀臣, 等. 智能电网下多时间尺度家庭能量管理优化策略[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 460-469.
- [4] Li T C, PRIETO J, FAN H Q, et al. A robust multi-sensor PHD filter based on multi-sensor measurement clustering[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(10): 2064-2067.
- [5] 高宗和, 滕贤亮, 张小白. 适应大规模风电接入的互联电网有功调度与控制方案[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(17): 37-41.
- [6] 赖晓文, 钟海旺, 杨军峰, 等. 全网统筹电力电量平衡协调优化方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(7): 97-104.
- [7] 吴界辰, 艾欣, 胡俊杰, 等. 面向智能园区多生产者能量管理的对等模型(P2P)建模与优化运行[J]. 电网技术, 2020, 44(1): 52-61.
- [8] 马丽, 刘念, 张建华, 等. 基于主从博弈策略的社区能源互联网分布式能量管理[J]. 电网技术, 2016, 40(12): 3655-3662.
- [9] 孔祥玉, 曾意, 陆宁, 等. 基于多智能体竞价均衡的微电网优化运行方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(6): 1626-1634.
- [10] LI X, STEPHEN B. Fast linear iterations for distributed averaging[J]. System Control Letters, 2004, 53(1): 65-78.
- [11] 杨昭, 艾欣. 考虑电能共享的综合能源楼宇群分布式优化调度[J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3769-3778.
- [12] 李欣. 一种TV模型下基于ADMM的加速算法[J]. 信息通信, 2020(12): 60-62, 67.
- [13] 高岩. 智能电网实时电价社会福利最大化模型的研究[J]. 中国管理科学, 2020, 28(10): 201-209.

作者简介

路峰迎 (1992—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为建筑电气。

(收稿日期: 2022-03-12)