

计及多种储能协调运行的数据中心实时能量管理

吴云芸¹, 方家琨¹, 艾小猛¹, 薛熙臻¹, 胡伟², 沈煜², 文劲宇¹

(1. 华中科技大学 强磁场工程与新技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074;

2. 国网湖北省电力科学研究院, 湖北 武汉 430077)

摘要:随着互联网+、云计算的发展,数据中心能耗迅速增加,高能耗和高电费问题日益突出,对数据中心进行能量管理和优化是运营商提升市场竞争力的重要手段。但由于数据负荷、电网电价和新能源出力的不确定性,如何在实时运行时保证数据中心的运行经济性是亟待解决的问题。针对以上问题,考虑数据负荷调度、服务器休眠、多种储能协调运行、与电网交互等因素,建立了数据中心的实时能量管理模型。由于模型中多类型储能和批处理负荷各自的时段间耦合约束都会影响系统全局最优决策,需要分别对其进行解耦,故提出一种基于多维分段线性函数近似值函数的近似动态规划(PLF-ADP)算法的数据中心实时能量管理策略。仿真算例表明,所提多维PLF-ADP算法能够在随机环境下考虑数据中心中多类型储能和批处理负荷的协调运行,得到近似全局最优的实时能量管理策略,保证数据中心运行的经济性。

关键词:数据中心;实时能量管理;近似动态规划;批处理负荷;储能协调运行;马尔科夫决策过程

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202110016

0 引言

近年来,数据中心的电能消耗已经成为增长极为迅猛的电力负荷。研究报告^[1]显示,我国数据中心2020年的总用电量约占全社会用电量的2.7%,即总用电量约为 2.028×10^{11} kW·h^[2],相当于三峡电站两年的全年发电量。能耗问题已逐渐成为制约数据中心产业发展的主要问题。为了降低数据中心的能耗和电能成本,越来越多的公司,如苹果、华为、阿里等选择将数据中心建设在温度适宜、可再生能源丰富的贵州、内蒙古等地^[3]。由于特殊的地理位置,这些地区常年低温,数据中心机房可通过自然冷却的方式散热,这在一定程度上减少了机房空调的制冷需求,达到降低能耗的目的。同时,这些地区的可再生能源充足,数据中心可采用成本更低廉的风电、光伏等为其供电,从而降低电能成本。然而,由于金融、互联网等行业是数据中心的主要用户,数据中心的应用需求更多集中在上海、北京、广州等经济发达地区,一些对传输时延、安全性、网络条件等要求高的应用需求仍需要在本地完成^[4],难以转移到贵州、内蒙古等地完成。因此,对于已建的或者应用需求难以转移的数据中心本身进行精细化能量管理,是降低用电成本、保障数据中心可持续发展的必要手段。

对此,国内外学者开展了许多研究^[5]。一方面可以通过对数据中心进行合理的优化配置来降低能耗成本。由于IT设备系统和制冷系统是数据中心

的重要组成部分,文献[6]提出联合制冷和工作负载管理方法,通过探索工作负载调度器和制冷单元运行参数设置之间的协同作用,节省大量电能;文献[7]考虑了室外空气冷却和冷水机冷却2种制冷模式,通过对2种制冷模式分配散热量,实现制冷系统的最佳功耗。除了对IT设备系统和制冷系统进行优化配置,储能作为灵活的随充随放电源^[8],有促进可再生能源消纳、减少系统运行成本等优势^[9],也可以积极参与数据中心的能量管理。文献[10]结合动态电价,通过决策储能设备的充放电行为来最小化数据中心的电能成本。

另一方面,在完成优化配置的基础上,在数据中心运行时对其进行优化调度也可以降低能耗成本。文献[11]通过对数据中心服务器进行动态合并同时使用虚拟机迁移技术进行调度,实现以价格敏感和降温效率为目标的批处理负荷调度,从而最大限度地降低电费。文献[12]考虑了数据负荷迁移对电网的影响,将电网和数据中心之间的相互作用建模为两阶段问题。除了对数据中心运行时的负荷进行管理,还有研究结合了电源侧进行管理。文献[13]建立了含风、水、光的多能互补发电端与负荷端数据中心的优化调度模型,采用需求侧和电源侧联合调度的方法提高系统经济性。虽然在优化运行方面的数据中心能量管理已有很多成果,但是,上述研究主要针对运行在确定环境中的数据中心。实际上,在数据中心运行时,将会面对数据负荷、新能源出力的实际值与预测值不同的不确定情况,随着我国电力市场化改革的不断深入,电网电价也将具有一定的随机性^[14],这些不确定性会导致确定环境中得出的最优决策不再是实际运行中的最优决策。在日内运行时,

收稿日期:2021-05-30;修回日期:2021-08-18

基金项目:湖北省技术创新重大专项(2019AAA015)

Project supported by the Technology Innovation Major Special Project of Hubei Province(2019AAA015)

数据中心需要根据随机因素的实时信息做出相应的决策,而随机因素的实时变化会严重影响数据中心实时运行的安全性和经济性,因此研究考虑不确定环境下的数据中心实时能量管理是非常必要的。

本文研究了一种考虑数据负荷、新能源出力和电网电价不确定环境下数据负荷调度主动适应电价变化同时配合多储能协调运行的数据中心实时能量管理方法。首先,研究了数据中心的组成及能耗来源,分析了数据负荷的特点,以数据中心单日电能成本最小化为目标,建立了数据中心实时能量管理模型;然后,研究了数据中心实时优化过程,采用马尔科夫决策过程MDP(Markov Decision Process)建模对原问题进行重构,对时段间耦合约束涉及的状态变量进行值函数近似,提出基于多维分段线性函数近似值函数的近似动态规划PLF-ADP(Piecewise Linear Function based Approximate Dynamic Programming)算法的数据中心实时能量管理策略;最后,通过算例分析验证了本文所提能量管理模型的有效性所提优化策略在数据中心实时运行方面的优越性。

1 数据中心基本结构与负荷特点

1.1 数据中心基本结构

数据中心可看作一个集大数据运算和存储为一体的高性能计算机的集中地,能够提供数据存储、处理和传输服务,具备支持高品质电源^[15]和环境控制的设施。本文所研究的数据中心结构见图1(图中 λ 和 μ 分别为已到达和即将被处理的服务请求),其主要包括IT设备系统、制冷系统、储能系统和供电系统。其中,储能系统包括储电装置和蓄冷装置。

数据中心能耗包括基础设施能耗和IT设备系统能耗。基础设施主要包括制冷系统、照明设施和供配电系统。IT设备系统通常能耗最高,在执行用户的服务请求时,服务器群工作消耗大量能量。同时,用于服务器运行的每1 W功率,通常需制冷设备

使用额外的0.5~1 W功率以带走其产生的热量^[16]。

1.2 数据中心负荷特点

根据用户用网需求的不同,数据中心负荷可分为交互式负荷和批处理负荷2类。交互式负荷对响应的实时性要求较高,包括语音和即时消息等服务,通常必须在几秒内完成,因此在到达数据中心后会立即被执行。批处理负荷如数据挖掘、数据备份等,对服务实时性要求不高,只要在延迟允许时间内执行完毕即可,故可在一定时间范围内进行延迟或者迁移处理^[17]。批处理负荷到达数据中心后的等待时间为几分钟到几小时不等^[10],这为数据中心的能量优化管理提供了充足的机会,例如可利用电价的峰谷差和批处理负荷在时间上的灵活性来降低数据中心的购电成本。

2 数据中心实时能量管理模型

2.1 目标函数

数据中心实时能量管理模型以数据中心单日电能成本最低为优化目标,即希望数据中心从电网购买电能的总成本与向电网出售电能的总收益之差最小,如式(1)所示。

$$\min \sum_{t=1}^T (G_{b,t} - G_{s,t}) = \min \sum_{t=1}^T (\alpha_t [P_{out,t} - P_{in,t}]^+ \Delta t - \beta_t [P_{in,t} - P_{out,t}]^+ \Delta t) \quad (1)$$

式中: t 为时段; $G_{b,t}$ 为数据中心从电网购电的成本; $G_{s,t}$ 为数据中心出售电能的收益; $T=24$,为总仿真时段; $[\cdot]^+$ 内的表达式的值为正时, $[\cdot]^+$ 取值为 $[\cdot]^+$ 内表达式的值,否则取值为0; Δt 为优化时段步长; α_t 和 β_t 分别为数据中心购买电能和出售电能的价格,且 $\alpha_t > \beta_t$; $P_{out,t}$ 为数据中心总能耗; $P_{in,t}$ 为数据中心内部供应总能量。

$P_{out,t}$ 包括IT设备系统能耗、制冷系统能耗、电池充电和蓄冷罐制冷所需电能以及杂项能耗,见式(2)。

$$P_{out,t} = P_{IT,t} + P_{cooling,t} + P_{ch,t} + P_{st,t} + P_{Mis} \quad (2)$$

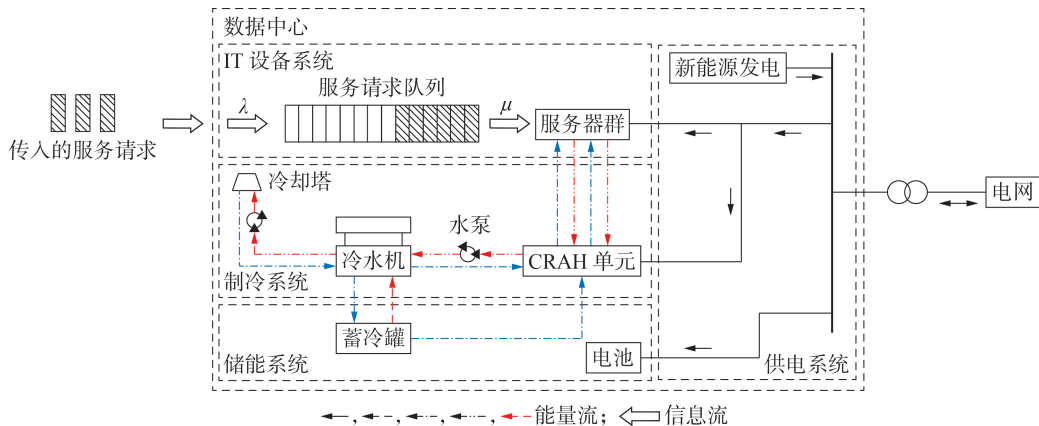


图1 数据中心的基本结构

Fig.1 Basic structure of data center

式中: $P_{IT,t}$ 和 $P_{cooling,t}$ 分别为IT设备系统和制冷系统总能耗; $P_{ch,t}$ 和 $P_{st,t}$ 分别为电池充电和蓄冷罐制冷功率; P_{Mis} 为数据中心杂项能耗。

$P_{in,t}$ 包括新能源供电(风电、光伏)、电池和蓄冷罐释放的能量,如式(3)所示。

$$P_{in,t} = P_{WT,t} + P_{PV,t} + P_{dis,t} + P_{re,t} \quad (3)$$

式中: $P_{WT,t}$ 和 $P_{PV,t}$ 分别为风电和光伏出力; $P_{dis,t}$ 和 $P_{re,t}$ 分别为电池释放的电量和蓄冷罐释放的冷量。

2.2 约束条件

基于图1所示数据中心的基本结构,本节将分别从IT设备系统、制冷系统、储能系统和供电系统4个方面说明模型考虑的约束条件。其中,供电系统约束条件见式(3)。

2.2.1 IT设备系统约束

受到数据传输的宽带和资源等约束,数据中心的计算能力有限,到达数据中心的请求有时无法立即被执行。因此,所有捕获的用户服务请求将排列在队列中,直到被服务器处理为止。在每个时段 t , 到达数据中心的请求先被分解为多个独立的可以并行处理的子任务,然后再根据数据负荷的类型,将这些子任务依次压入任务队列中。每个子任务都能在很短的时间内被执行,假定每个服务请求都能同时被多台服务器处理完成^[18]。

1) 服务等级协议约束。

t 时段初队列中的批处理负荷 Q_t 为:

$$Q_t = B_t - D_{t-1} = \sum_{\tau=1}^t b_\tau - \sum_{\tau=1}^{t-1} d_\tau \quad (4)$$

式中: b_τ 和 d_τ 分别为 τ 时段到达和服务器处理的批处理负荷; B_t 和 D_t 分别为 t 时段及之前所有时段到达数据中心和被处理的批处理负荷的累积量。

忽略数据负荷的分配延迟,假定所有批处理负荷的最大队列延迟时间 T_{max} 相同,为满足服务等级协议要求,有:

$$D_t \geq B_{t-(T_{max}-1)} \quad (5)$$

2) 数据中心容量与服务器数量约束。

时段 t 内的IT需求量 μ_t 为:

$$\mu_t = a_t + d_t \quad (6)$$

式中: a_t 为 t 时段到达数据中心的交互式负荷。

假定每个时段到达数据中心的交互式负荷小于数据中心总容量 N (即 $N > a_t$), 则每个时段的IT需求量应不超过数据中心容量 N , 如式(7)所示。

$$0 \leq \mu_t \leq N \quad (7)$$

激活的服务器数量 m_t 需满足:

$$\underline{M} \leq m_t \leq \bar{M} \quad (8)$$

式中: $\underline{M}$ 为最小开启服务器数; $\bar{M}$ 为数据中心内服务器总数。

3) CPU利用率裕度约束。

假定数据中心中所有服务器是同构的,考虑将IT需求量平均分配给每台激活的服务器,则这些服务器CPU的利用率相同,如式(9)所示。

$$s_{i,t} = \mu_t / (m_t F) \quad i = 1, 2, \dots, m_t \quad (9)$$

式中: $s_{i,t}$ 为 t 时段服务器 i 的CPU利用率, $s_{i,t} \in [0, 1]$;

F 为每台服务器的容量,则 $N = \bar{M} F$ 。

为保证服务质量,需要考虑一定的容量裕度,如式(10)所示。

$$s_{i,t} \leq 1 - \sigma \quad (10)$$

式中: σ 为服务器的容量裕度。

数据中心CPU的利用率 s_t 为:

$$s_t = \frac{1}{\bar{M}} \left(\sum_{i=1}^{m_t} s_{i,t} + \sum_{j=1}^{\bar{M}-m_t} s_{j,t} \right) = \frac{\mu_t}{\bar{M} F} \quad (11)$$

4) 数据中心IT设备系统总能耗。

服务器的能耗模型宜采用统计拟合的方式^[5], 激活的服务器 i 的能耗 $p_{i,t}$ 为:

$$p_{i,t} = p_{idle} + (p_{peak} - p_{idle}) s_{i,t} \quad (12)$$

式中: p_{idle} 为服务器空闲时的能耗; p_{peak} 为服务器的峰值功耗。

IT设备系统总能耗 $P_{IT,t}$ 为:

$$P_{IT,t} = m_t p_{i,t} = m_t p_{idle} + (p_{peak} - p_{idle}) \mu_t / F \quad (13)$$

2.2.2 制冷系统约束

制冷系统总能耗 $P_{cooling,t}$ 包括冷水机组能耗 $P_{chiller,t}$ 、机房空调处理机(CRAH)单元能耗 $P_{CRAH,t}$ 及水泵能耗 $P_{pump,t}$, 如式(14)所示。

$$P_{cooling,t} = P_{chiller,t} + P_{CRAH,t} + P_{pump,t} \quad (14)$$

本文考虑经验模型^[19], 则 $P_{chiller,t}$ 如式(15)所示。

$$P_{chiller,t} = 0.7 P_{ITmax} (\gamma_1 s_t^2 + \gamma_2 s_t + \gamma_3) / \gamma_{EER} \quad (15)$$

式中: P_{ITmax} 为IT设备系统的峰值功耗; $\gamma_1 = 0.32$, $\gamma_2 = 0.11$, $\gamma_3 = 0.63$; γ_{EER} 为冷水机组的性能系数。

$P_{CRAH,t}$ 为基础能耗 P_{CRAH}^{idle} 与CRAH单元散热能耗 $P_{heat,t}$ 之和, 如式(16)所示。

$$P_{CRAH,t} = P_{CRAH}^{idle} + P_{heat,t} \quad (16)$$

$$P_{heat,t} = 1.33 \times 10^{-5} P_{ITmax} f / \eta_{heat} \quad (17)$$

式中: f 为空气流量, 机房所需空气流量 $f = f_{max} s_t$, f_{max} 为最大空气流量; η_{heat} 为性能系数, 是环境温度的函数。

$P_{pump,t}$ 如式(18)所示^[20]。

$$P_{pump,t} = 0.1 P_{IT,t} \quad (18)$$

2.2.3 储能系统约束

1) 储电系统约束。

$$0 \leq Z_{ch,t} + Z_{dis,t} \leq 1 \quad (19)$$

$$\underline{P}_{dis} Z_{dis,t} \leq P_{dis,t} \leq \bar{P}_{dis} Z_{dis,t} \quad (20)$$

$$\underline{P}_{ch} Z_{ch,t} \leq P_{ch,t} \leq \bar{P}_{ch} Z_{ch,t} \quad (21)$$

$$L_{Batt,t+1} = L_{Batt,t} + \varphi_B P_{ch,t} \Delta t - P_{dis,t} \Delta t / \varphi_B \quad (22)$$

$$\underline{L}_{Batt} \leq L_{Batt,t} \leq \bar{L}_{Batt} \quad (23)$$

式中: $Z_{ch,t}$ 和 $Z_{dis,t}$ 分别为电池的充电和放电状态, 其

取值为 1、0 分别表示电池处于、未处于充电和放电状态; $\bar{P}_{\text{dis}}, \underline{P}_{\text{dis}}$ 和 $\bar{P}_{\text{ch}}, \underline{P}_{\text{ch}}$ 分别为最大、最小放电和充电功率; $L_{\text{Batt},t}$ 为 t 时段初电池的能量水平; φ_{B} 为电池的充放电效率,描述了电池在充放电过程中的转换损耗; $\underline{L}_{\text{Batt}}$ 为电池非零最小能量水平; $\bar{L}_{\text{Batt}}$ 为电池的容量。

2) 蓄冷系统约束。

$$0 \leq Z_{\text{st},t} + Z_{\text{re},t} \leq 1 \quad (24)$$

$$\underline{P}_{\text{st}} Z_{\text{st},t} \leq P_{\text{st},t} \leq \bar{P}_{\text{st}} Z_{\text{st},t} \quad (25)$$

$$\underline{P}_{\text{re}} Z_{\text{re},t} \leq P_{\text{re},t} \leq \bar{P}_{\text{re}} Z_{\text{re},t} \quad (26)$$

$$P_{\text{re},t} \leq P_{\text{chiller},t} - P_{\text{chiller min}} \quad (27)$$

$$L_{\text{TS},t+1} = L_{\text{TS},t} + \varphi_{\text{T}} P_{\text{st},t} \Delta t - P_{\text{re},t} \Delta t / \varphi_{\text{T}} \quad (28)$$

$$\underline{L}_{\text{TS}} \leq L_{\text{TS},t} \leq \bar{L}_{\text{TS}} \quad (29)$$

式中: $Z_{\text{st},t}$ 和 $Z_{\text{re},t}$ 分别为蓄冷系统的蓄冷和放冷状态,其取值为 1、0 分别表示蓄冷系统处于、未处于蓄冷和放冷状态; $\underline{P}_{\text{st}}$ 和 $\bar{P}_{\text{st}}$ 分别为蓄冷系统蓄冷的最小功率和最大功率; $\underline{P}_{\text{re}}$ 和 $\bar{P}_{\text{re}}$ 分别为蓄冷系统放冷的最小功率和最大功率; $P_{\text{chiller min}}$ 为制冷系统冷水机的最小运行功率; $L_{\text{TS},t}$ 为 t 时段初蓄冷罐的能量水平; φ_{T} 为蓄冷罐的蓄放冷效率; $\underline{L}_{\text{TS}}$ 为蓄冷罐的最低能量水平; $\bar{L}_{\text{TS}}$ 为蓄冷罐的容量。

式(1)~(29)为数据中心实时能量管理模型,是一个非线性混合整数规划模型,考虑对式(15)中的二次函数部分进行分段线性化处理^[21],从而将原问题重构为混合整数线性规划 MILP (Mixed Integer Linear Programming) 问题。

3 PLF-ADP 实时能量管理算法设计

由于数据负荷、新能源出力和电网电价精确值是逐时刻获得的,在对数据中心进行实时能量管理时,是将当前时刻获得的实时信息作为输入,逐个时段求解目标函数,输出当前决策。从第 2 节中不难发现,本文所建立的数据中心实时能量管理模型是一个多时段优化问题,因此,在求解模型前,需要先将模型中的时段间耦合约束进行解耦,将多时段优化问题转化为单时段优化问题。

3.1 数据中心实时优化过程

本文考虑将原问题建模为 MDP,从而将多时段优化问题转化为一组单时段优化问题,然后利用各时段之间的耦合及约束关系逐时刻求解单时段优化问题^[22]。MDP 建模主要包括状态变量 S_t 、决策变量 x_t 、转移函数、外部信息 W_t 和目标函数 5 个部分。

设置优化时段步长为 $\Delta t = 1 \text{ h}$ 。由于求解 t 时段数据中心能量管理问题时需要知道上一时段执行的批处理负荷量、当前队列中的批处理负荷量、电池电量和蓄冷罐冷量、当前到达的交互式负荷和批处

理负荷、新能源出力情况和电网电价信息,故定义 t 时段的状态变量 $S_t = \{d_{t-\Delta t}, Q_t, L_{\text{Batt},t}, L_{\text{TS},t}, a_t, b_t, P_{\text{WT},t}, P_{\text{PV},t}, \alpha_t\}$ 求解该问题时需要决策出当前时段执行的批处理负荷量、电池充放电量和蓄冷罐的蓄放冷量情况,定义 t 时段的决策变量 $x_t = \{d_t, P_{\text{ch},t}, P_{\text{dis},t}, P_{\text{st},t}, P_{\text{re},t}\}$ 。考虑到数据负荷到达、新能源出力和电网电价的不确定性,定义 t 时段的外部信息 $W_t = \{\hat{a}_t, \hat{b}_t, \hat{P}_{\text{WT},t}, \hat{P}_{\text{PV},t}, \hat{\alpha}_t\}$, 其中 $\hat{a}_t$ 和 $\hat{b}_t$ 分别为 t 时段交互式负荷和批处理负荷的预测误差; $\hat{P}_{\text{WT},t}$ 和 $\hat{P}_{\text{PV},t}$ 分别为 t 时段风电和光伏出力的预测误差; $\hat{\alpha}_t$ 为 t 时段从电网购电价格的预测误差。

转移函数 $S_{t+\Delta t} = f(S_t, x_t, W_{t+\Delta t})$ 可利用时段间耦合关系求解下一时段的状态变量:

$$S_{t+\Delta t}(1) = x_t(1) \quad (30)$$

$$S_{t+\Delta t}(2) = S_t(2) - x_t(1) + P_{t+\Delta t}^{\text{F}}(2) + W_{t+\Delta t}(2) \quad (31)$$

$$S_{t+\Delta t}(3) = S_t(3) + (\varphi_{\text{B}} x_t(2) - x_t(3) / \varphi_{\text{B}}) \Delta t \quad (32)$$

$$S_{t+\Delta t}(4) = S_t(4) + (\varphi_{\text{T}} x_t(4) - x_t(5) / \varphi_{\text{T}}) \Delta t \quad (33)$$

$$S_{t+\Delta t}(k) = P_{t+\Delta t}^{\text{F}}(k-4) + W_{t+\Delta t}(k-4) \quad (34)$$

$$k \in \{5, 6, 7, 8, 9\}$$

式中: $P_{t+\Delta t}^{\text{F}} = \{a_{t+\Delta t}^{\text{F}}, b_{t+\Delta t}^{\text{F}}, P_{\text{WT},t+\Delta t}^{\text{F}}, P_{\text{PV},t+\Delta t}^{\text{F}}, \alpha_{t+\Delta t}^{\text{F}}\}$, $a_{t+\Delta t}^{\text{F}}$ 、 $b_{t+\Delta t}^{\text{F}}$ 、 $P_{\text{WT},t+\Delta t}^{\text{F}}$ 、 $P_{\text{PV},t+\Delta t}^{\text{F}}$ 、 $\alpha_{t+\Delta t}^{\text{F}}$ 分别为交互式负荷、批处理负荷、风电出力、光伏出力和电网电价的日前预测值。

MDP 建模的目标是找到一系列最优决策,最小化每个时段数据中心的电能成本, t 时段的数据中心电能成本 $C_t(S_t, x_t, W_t)$ 为:

$$C_t(S_t, x_t, W_t) = G_{\text{b},t}(S_t, x_t, W_t) - G_{\text{s},t}(S_t, x_t, W_t) \quad (35)$$

3.2 三维近似值函数

3.2.1 分段线性函数近似值函数

在整个仿真时段 T 内,数据中心单日总电能成本为所有单时段求解的电能成本之和。但是,逐个求解单时段优化问题(式(35))得到的结果只是单个时段的最优解,难以优化得到全局最优解。本文通过引入贝尔曼方程,来考虑当前决策对未来所有时段的影响,如式(36)所示。

$$V_t(S_t) = \min_{x_t \in X_t} (C_t(S_t, x_t, W_t) + \gamma V_t^*(S_t^*)) \quad (36)$$

式中: V_t 、 V_t^* 分别为决策前、后值函数; S_t^* 为决策后的状态变量; X_t 为决策变量的可行决策集合; γ 为衰减因子。

在求解式(36)时,由于模型中的状态变量是连续、多维的,式中的值函数通常难以直接求解。本文采用近似动态规划 ADP (Approximate Dynamic Programming) 算法对值函数进行合理近似,从而得到近似全局最优解。根据转移函数式(31)~(33),队列中的批处理负荷量 Q_t 、电池电量 $L_{\text{Batt},t}$ 和蓄冷罐冷量 $L_{\text{TS},t}$ 这 3 个状态变量均存在时段间耦合约束。

以电池电量 $L_{\text{Batt},t}$ 为例,对于 t 时段同一电量水平,当前充放电决策的 $P_{\text{ch},t}$ 、 $P_{\text{dis},t}$ 的变化会引起下一时段电池电量 $L_{\text{Batt},t+\Delta t}$ 的改变,从而对下一时段的充放电决策产生影响,进而影响到未来所有时段,因此需要对电池电量 $L_{\text{Batt},t}$ 进行值函数近似。同理,也需要对状态变量 $L_{\text{TS},t}$ 、 Q_t 进行值函数近似。故近似值函数 $\bar{V}_t^x(S_t^x)$ 可分别选择为与 $L_{\text{Batt},t}$ 、 $L_{\text{TS},t}$ 、 Q_t 相关的单变量函数。由于电池、蓄冷罐、批处理负荷的转移函数是相对独立的,则可通过每个元件生成独立的值函数近似处理多维状态空间,然后将其组合成三维近似值函数,即:

$$V_t^x(S_t^x) \approx \bar{V}_t^x(S_t^x) = \bar{V}_t^x(L_{\text{Batt},t}^x) + \bar{V}_t^x(L_{\text{TS},t}^x) + \bar{V}_t^x(Q_t^x) \quad (37)$$

本文采用斜率单调增加的分段线性函数 PLF (Piecewise Linear Function) 近似值函数的方法对 $V_t^x(S_t^x)$ 进行近似,如式(38)所示。

$$\bar{V}_t^x(S_{a,t}^x) = \sum_{k=1}^{K_a} v_{a,k,t} r_{a,k}, S_{a,t}^x \in \{L_{\text{Batt},t}^x, L_{\text{TS},t}^x, Q_t^x\} \quad a=1, 2, 3 \quad (38)$$

式中: K_a 为第 a 个分段线性函数的分段数; $v_{a,k,t}$ 为 t 时段第 k 个分段线性函数的斜率; $r_{a,k}$ 为第 k 个分段线性函数映射到横轴的长度。

因此,式(36)所示问题被重构为:

$$\begin{aligned} x_t = \operatorname{argmin}_{x_t \in X_t} & \left(C_t(S_t, x_t, W_t) + \gamma \sum_{a=1}^3 \sum_{k=1}^{K_a} v_{a,k,t} r_{a,k} \right) \quad (39) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \text{式(2)—(35)} \\ S_{a,t}^x = \sum_{k=1}^{K_a} r_{a,k} \\ 0 \leq r_{a,k} \leq (S_a^{\max} - S_a^{\min}) / K_a \end{cases} \quad (40) \end{aligned}$$

式中: $S_a^{\max}$ 、 $S_a^{\min}$ 分别为状态变量 $S_{a,t}^x$ 的最大、最小值。

3.2.2 近似值函数更新策略

由于数据中心实时能量管理模型中含有0-1变量,故考虑采用差分的方式更新近似值函数斜率^[23],定义第 n 次迭代时 t 时段分段线性函数的斜率采样值为:

$$\hat{v}_{a,k,t}^n(S_{a,t}^n) = (V_t^n(S_{a,t}^n + \Delta S_{a,t}^n) - V_t^n(S_{a,t}^n)) / \Delta S_{a,t}^n \quad (41)$$

本文采用 $\hat{v}_{a,k,t}^n$ 更新近似值函数 $\bar{V}_{t-\Delta t}^{x,n}(S_{a,t-\Delta t}^{x,n})$ 的斜率,如式(42)所示。

$$\begin{aligned} v_{a,k,t-\Delta t}^n(S_{a,t-\Delta t}^{x,n}) = & (1 - \theta_{n-1}) v_{a,k,t-\Delta t}^{n-1}(S_{a,t-\Delta t}^{x,n-1}) + \\ & \theta_{n-1} \hat{v}_{a,k,t}^n(S_{a,t}^n) \end{aligned} \quad (42)$$

式中: θ_{n-1} 为斜率更新步长。

更新后,近似值函数可能不再满足斜率单调增加的要求,考虑使用leveling算法^[24]来保证斜率的单调性。

3.3 基于PLF-ADP的数据中心实时能量管理策略

基于PLF-ADP的数据中心实时能量管理策略主要包括离线训练过程和在线优化过程:首先利用

日前预测信息生成一组训练场景,计算三维近似值函数斜率的观测值;然后,利用训练好的值函数和外部实时信息确定数据中心在线运行决策;通过输入不同的预测信息,可训练得到相应的值函数用于不同运行场景的在线优化。上述流程见附录A图A1。

4 算例分析

4.1 实验设置

本文使用基于MATLAB平台的CPLEX求解器求解所涉及的优化问题,按照图1设置的仿真验证系统包括可进行电能交互的无穷大电网、风电场、光伏板、储电装置、蓄冷装置以及IT设备和基础设施。附录B图B1(a)为预测的风电出力和光伏出力情况,图B1(b)为交互式负荷和批处理负荷到达的预测情况和预测的电价波动曲线,设置出售电能的价格 $\beta_t = \varsigma \alpha_t$, $\varsigma = 0.9$ 。附录B表B1—B3分别给出了服务器、电池和蓄冷罐的相关参数。

4.2 精准预测场景

精准预测场景中,假定系统在日前能够精准预测随机性因素的变化,即预测误差为0。MILP方法下,数据中心的能量管理方案——最佳供电计划和最佳功耗如图2所示,图中还绘制了电网电价随时间的波动,以直观了解电能消耗和电能供应情况与电价的关系。图3为交互式负荷和批处理负荷执行情况和电网电价关系。

结合图2、3可知:当电价较高时,通过延迟处理批处理负荷,IT设备系统和制冷系统的能耗减少,电池放电为数据中心供电,蓄冷罐放冷以降低制冷需

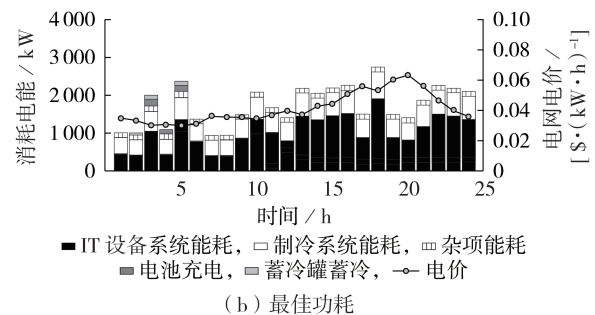
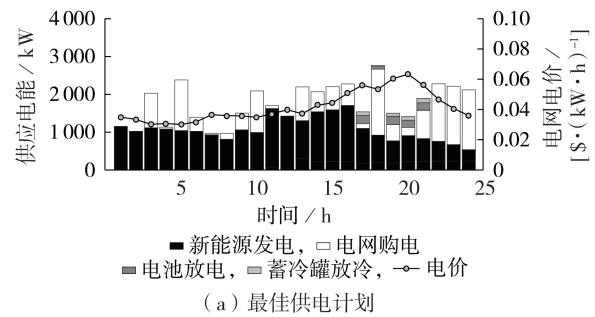


图2 最佳供电计划与最佳功耗
Fig.2 Optimal power supply and optimal power consumption

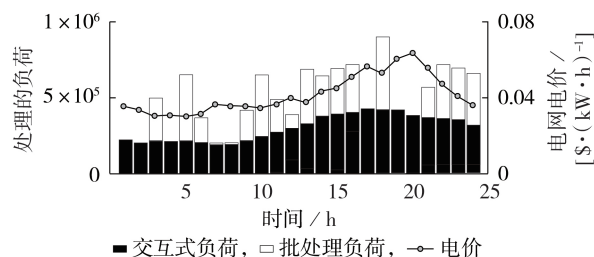


图3 数据负荷处理与电网电价关系

Fig.3 Relationship between workload execution and electricity price

求,从而减少从电网购买的电能;当电价较低时,数据中心选择尽可能多地执行批处理负荷,IT设备系统和制冷系统的能耗增加,电池充电、蓄冷罐蓄冷,数据中心购电增加。这说明批处理负荷调度能够主动适应电价变化同时配合多储能协调运行以更经济地利用电能,降低数据中心的能耗成本。

4.3 实时运行场景

受到预测技术的局限,精准预测场景在数据中心实际运行中难以实现,因此,本文研究了与实际情况更接近的实时运行场景。实时运行场景计及了风电出力、光伏出力、电网电价和2类数据负荷的随机性,考虑它们的预测误差都服从正态分布,且满足 $W_i \sim N(0, 0.1^2)$ 。以电网电价为例,其日前预测值、日内预测值和实时运行的实际值关系如图4所示。图中, H 为模型预测控制 MPC (Model Predictive Control) 算法预测时段总数。

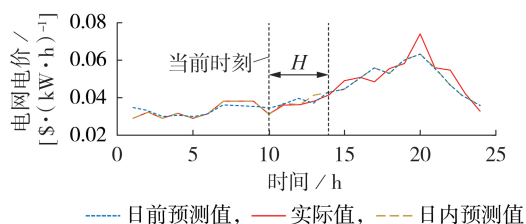


图4 实时决策过程的电价信息

Fig.4 Electricity price in real-time decision process

实时运行时,在当前时刻, MPC 算法需要利用 t 时段的实际值和未来 $H-1$ 个时段的日内预测值进行决策,由于日内预测值不够精准和长远,会影响当前决策的全局最优性; Myopic 策略和 ADP 算法不需要依赖日内预测值,仅需要当前时刻的实际值就能做出决策,其中, Myopic 策略只考虑到当前时刻的电能成本,做出的决策缺乏全局最优性,而 ADP 算法利用离线训练得到的近似值函数可考虑到当前决策对未来所有时段的影响,做出的决策近似全局最优。

对于本文所提基于 PLF-ADP 的数据中心实时能量管理策略,进行离线训练时,利用日前预测信息和误差分布,通过蒙特卡洛方法生成 500 个训练场景,对三维近似值函数进行训练,训练得到的近似值

函数将用于在线优化。在线优化时,使用蒙特卡洛方法重新生成测试场景来模拟日内的实时信息。

4.3.1 单实时运行场景分析

为评估所提三维 PLF-ADP 算法在数据中心能量实时管理方面的优越性,对比 MILP 方法、Myopic 策略、MPC 算法 ($H=4$)、一维 PLF-ADP 算法、二维 PLF-ADP 算法和本文算法 (三维 PLF-ADP 算法) 的优化结果。其中,一维 PLF-ADP 算法表示只选择电池电量进行值函数近似的 PLF-ADP 算法,二维 PLF-ADP 算法表示选择电池电量和蓄冷罐冷量进行值函数近似的 PLF-ADP 算法。由于无法预先知道所有时段随机因素的实际值, MILP 算法不再适用于实时运行场景,但其求解结果可作为理想情况来评估算法的有效性。各算法在 1 个测试场景中求解的数据中心单日电能成本及以 MILP 方法求解结果作为基准值计算的优化误差见表 1。

表1 各算法的优化结果对比

Table 1 Comparison of optimization results among various algorithms

算法	数据中心单日电能成本 / \$	优化误差 / %
MILP (理想)	654.9	—
Myopic 策略	776.6	18.58
MPC ($H=4$)	694.5	6.05
一维 PLF-ADP	750.2	14.55
二维 PLF-ADP	736.9	12.52
本文算法	660.1	0.79

根据仿真结果,三维 PLF-ADP 算法离线训练总时间为 4209.2 s, 小于 2 h, 则能够在日前求解得到获得日内在线优化所需的近似值函数。从表 1 中可以看到, 所提三维 PLF-ADP 算法下, 求解的优化结果与 MILP 算法的求解结果最接近, 优化误差为 0.79%, 数据中心日电能成本低于 Myopic 策略、MPC 算法和一维、二维 PLF-ADP 算法的求解结果。

各算法在该测试场景中的在线运行结果见附录 B 图 B2。从图 B2 中不难看出, 本文算法在电池、蓄冷罐的运行和批处理负荷的执行方面与 MILP 算法的运行结果最为近似, 说明本文算法在计及预测误差的实时运行场景中, 具有较好的优化效果。

4.3.2 多实时运行场景统计学分析

为避免 1 个测试场景的优化结果具有偶然性, 利用蒙特卡洛方法生成 500 个测试场景, 如附录 B 图 B3 所示。在 500 个测试场景中, Myopic 策略、MPC 算法 ($H=4$)、一维 PLF-ADP 算法、二维 PLF-ADP 算法和本文算法的平均优化误差和求解时间见表 2, 优化误差分布见图 5。图 5 中, 深色箱子的上底和下底分别为上四分位数和下四分位数, 白线标记为中位数。

由表 2 和图 5 中可见: 本文算法的平均优化误差为 1.93%, 小于 Myopic 策略、MPC 算法和低维 ADP 算

表2 各算法的优化结果和计算时间对比
Table 2 Comparison of optimization results and calculation time among various algorithms

算法	平均优化误差 / %	平均单次计算时间 / s
MILP (理想)	—	1.14
Myopic 策略	18.29	2.06
MPC ($H=4$)	5.19	2.72
一维 PLF-ADP	14.42	2.18
二维 PLF-ADP	12.44	2.20
本文算法	1.93	2.20

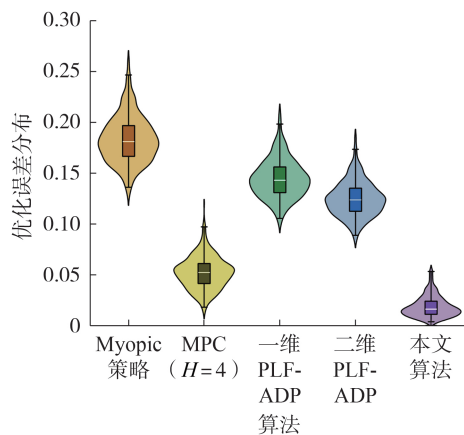


图5 各算法的优化误差分布

Fig.5 Optimal error distribution under various algorithms

法,且在大多数测试场景下的优化误差要小于其他算法,说明了本文算法在数据中心实时能量管理方面具有一定的优越性;另外,本文算法的1个测试场景的平均计算时间为2.20 s,适用于实际工程的实时应用。

5 结论

本文建立了一种用于数据中心实时能量管理的能耗优化模型,提出基于三维 PLF-ADP 算法的在线优化策略,为数据中心的日内实时能量管理提供了一种新型解决方法。本文所得结论如下:

1)在精准预测场景下,所提模型能够计及数据中心中储能、蓄冷和批处理负荷的协调运行,结合动态电价降低数据中心的能耗成本;

2)在实时运行场景下,本文算法的求解结果优于 Myopic 策略、MPC 算法和一维、二维 PLF-ADP 算法,数据中心的单日电能成本更低,平均优化误差为 1.93 %,说明所提算法能够应对风电出力、光伏出力、电网电价、交互式负荷和批处理负荷在不确定环境下的实时变化,保证数据中心的经济运行;

3)分段线性函数近似值函数方法适用于储能元件,且对数据中心的批处理负荷有很好的近似效果。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

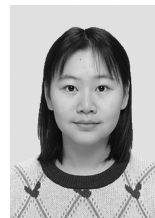
[1] 艾瑞咨询. 2020 年中国数据中心行业研究报告[R]. 上海:上

海艾瑞市场咨询有限公司,2020.

- [2] 国家能源局. 2020 年全社会用电量同比增长 3.1 % [EB / OL]. (2021-01-20) [2021-05-30]. http://www.nea.gov.cn / 2021-01 / 20 / c_139682386.htm.
- [3] 人民网. 苹果将在内蒙建数据中心计划 2020 年建成投运 [EB / OL]. (2018-02-08) [2021-05-30]. <http://it.people.com.cn / n1 / 2018 / 0208 / c1009-29812122.html>.
- [4] 工业和信息化部信息通信发展司. 全国数据中心应用发展指引 (2018) [M]. 北京:人民邮电出版社,2019:7-14.
- [5] 冯成,王毅,陈启鑫,等. 能源互联网下的数据中心能量管理综述[J]. 电力自动化设备,2020,40(7):1-9.
- FENG Cheng, WANG Yi, CHEN Qixin, et al. Review of energy management for data centers in energy Internet [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(7): 1-9.
- [6] MIRHOSEININEJAD S, MOAZAMIGOODARZI H, BADAWY G, et al. Joint data center cooling and workload management: a thermal-aware approach [J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 104: 174-186.
- [7] CHEN T Y, ZHANG Y, WANG X, et al. Robust workload and energy management for sustainable data centers [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(3): 651-664.
- [8] 王守相,张善涛,王凯,等. 计及分时电价下用户需求响应的分布式储能多目标优化运行[J]. 电力自动化设备,2020,40(1): 125-132.
- WANG Shouxian, ZHANG Shantao, WANG Kai, et al. Multi-objective optimal operation of distributed energy storage considering user demand response under time-of-use price [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(1): 125-132.
- [9] 李军徽,张嘉辉,穆钢,等. 计及负荷峰谷特性的储能调峰日前优化调度策略[J]. 电力自动化设备,2020,40(7):128-133,140.
- LI Junhui, ZHANG Jiahui, MU Gang, et al. Day-ahead optimal scheduling strategy of peak regulation for energy storage considering peak and valley characteristics of load [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(7): 128-133, 140.
- [10] 张树本. 云计算数据中心的能耗成本建模与优化研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2015.
- ZHANG Shuben. Modeling and optimization for energy cost of data center in cloud computing [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2015.
- [11] LI Jie, BAO Zhen, LI Zuyi. Modeling demand response capability by Internet data centers processing batch computing jobs [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 737-747.
- [12] WANG Hao, HUANG Jianwei, LIN Xiaojun, et al. Proactive demand response for data centers: a win-win solution [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(3): 1584-1596.
- [13] 温正楠,刘继春. 风光水互补发电系统与需求侧数据中心联动的优化调度方法[J]. 电网技术,2019,43(7):2449-2460.
- WEN Zhengnan, LIU Jichun. A optimal scheduling method for hybrid wind-solar-hydro power generation system with data center in demand side [J]. Power System Technology, 2019, 43 (7): 2449-2460.
- [14] 张旭东,王昊婧,武赓,等. 考虑电价不确定性的主动配电网网损成本鲁棒优化模型[J]. 电力自动化设备,2017,37(9): 131-138.
- ZHANG Xudong, WANG Haojing, WU Geng, et al. Robust power-loss cost optimization model considering price uncertainty for active distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9): 131-138.
- [15] 刘树,张高言,石山,等. 面向数据中心的高品质供电研究[J]. 电力自动化设备,2017,37(4):133-139,146.
- LIU Shu, ZHANG Gaoyan, SHI Shan, et al. High-quality po-

- wer-supply for data center[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(4): 133-139, 146.
- [16] WANG Z K, TOLIA N, BASH C. Opportunities and challenges to unify workload, power, and cooling management in data centers [C]//Proceedings of the Fifth International Workshop on Feedback Control Implementation and Design in Computing Systems and Networks-FeBiD'10. Paris, France: ACM Press, 2010: 41-46.
- [17] 高赐威, 曹晓峻, 闫华光, 等. 数据中心电能管理及参与需求侧资源调度的展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(23): 1-7.
GAO Ciwei, CAO Xiaojun, YAN Huaguang, et al. Energy management of data center and prospect for participation in demand side resource scheduling[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(23): 1-7.
- [18] CUPELLI L, SCHÜTZ T, JAHANGIRI P, et al. Data center control strategy for participation in demand response programs [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 5087-5099.
- [19] RAHMANI R, MOSER I, SEYEDMAHMOUDIAN M. A complete model for modular simulation of data centre power load [EB/OL]. [2021-05-30]. https://www.researchgate.net/publication/324181793_A_Complete_Model_for_Modular_Simulation_of_Data_Centre_Power_Load.
- [20] DAS R, KEPHART J O, LENCHNER J, et al. Utility-function-driven energy-efficient cooling in data centers [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Autonomic Computing ICAC'10. Washington DC, USA: CM Press, 2010: 61-70.
- [21] 艾小猛, 韩杏宁, 文劲宇, 等. 考虑风电爬坡事件的鲁棒机组组合[J]. 电工技术学报, 2015, 30(24): 188-195.
AI Xiaomeng, HAN Xingning, WEN Jinyu, et al. Robust unit commitment considering wind power ramp events [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(24): 188-195.
- [22] 帅航. 基于近似动态规划(ADP)的微电网日内在优化运行方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
SHUAI Hang. Intra-day on-line optimization strategy for microgrid operation based on approximate dynamic programming [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [23] CHEN Z, WU L, SHAHIDEHPOUR M. Effective load carrying capability evaluation of renewable energy via stochastic long-term hourly based SCUC [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(1): 188-197.
- [24] POWELL W B. Approximate dynamic programming: solving the curses of dimensionality [M]. New York, USA: John Wiley and Sons., 2007: 501-505.

作者简介:



吴云芸

吴云芸(1997—),女,湖北随州人,硕士研究生,主要研究方向为数据中心能量管理、储能规划(E-mail:wuyunyun_scu@163.com);

方家琨(1985—),男,浙江宁波人,教授,博士,主要研究方向为电力制气和综合能源传输系统优化运行等(E-mail:jfa@hust.edu.cn);

艾小猛(1986—),男,湖北孝感人,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为新能源特性分析与建模、新能源并网优化规划与运行、储能规划与优化、负荷侧管理、综合能源市场等(E-mail:xiaomengai@hust.edu.cn)。

(编辑 任思思)

Real-time energy management of data center considering coordinated operation of multiple types of energy storage

WU Yunyun¹, FANG Jiakun¹, AI Xiaomeng¹, XUE Xizhen¹, HU Wei², SHEN Yu², WEN Jinyu¹

- (1. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
2. State Grid Hubei Electric Power Research Institute, Wuhan 430077, China)

Abstract: With the development of "Internet+" and cloud computing, the energy consumption of data centers is increasing rapidly. The problems of high energy consumption and high electricity bills are becoming increasingly prominent. Energy management and optimization of data centers are important means for operators to enhance their market competitiveness. However, due to the uncertainty of service requests, electricity price and renewable energy output, how to ensure the economic real-time operation of the data center is an urgent problem to be solved. In response to the above problems, a real-time energy management model for the data center is built, which considers factors such as job scheduling, server sleep policy, coordinated operation of multiple types of energy storage, and interaction with the power grid. Since the coupling constraints among the intervals, which exist in both energy storage system and batch jobs, will affect the global optimal decision of the system, they need to be decoupled separately. Therefore, a data center real-time energy management strategy based on multi-dimensional PLF-ADP (Piecewise Linear Function based Approximate Dynamic Programming) algorithm is proposed. Simulation examples show that the proposed multi-dimensional PLF-ADP algorithm can consider the coordinated operation of multiple energy storage and batch jobs in the data center under uncertain environments, and obtain the approximate global optimal real-time energy management strategy to ensure the economy of data center operation.

Key words: data center; real-time energy management; approximate dynamic programming; batch jobs; coordinated operation of energy storage; Markov decision process

附录 A

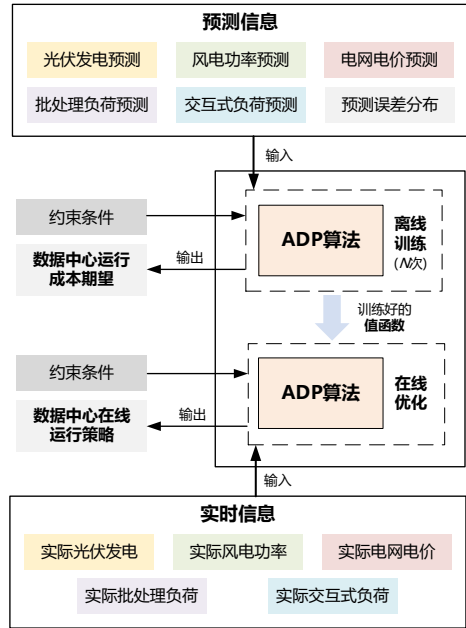
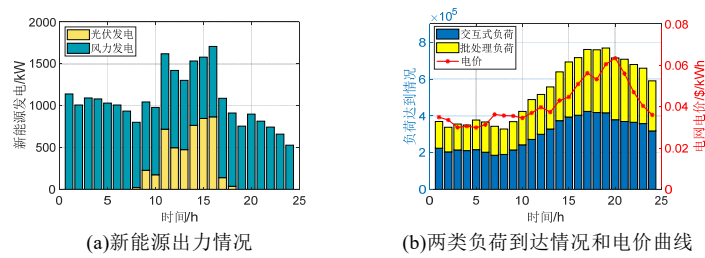


图 A1 基于 PLF-ADP 的数据中心实时能量管理策略
Fig.A1 Real-time energy management strategy of data center based on PLF-ADP

附录 B



(a)新能源出力情况 (b)两类负荷到达情况和电价曲线

图 B1 新能源出力、数据负荷和电网电价的预测信息

Fig.B1 Forecast information of renewable energy output, workloads in data center and electricity price

表 B1 服务器相关参数

Table B1 Parameters of servers			
参数	取值	参数	取值
$\overline{M}$	10,000	p_{idle}/kW	0.12
F	100	T_{max}/h	4
p_{peak}/kW	0.2	$\sigma/\%$	10

表 B2 电池的运行参数

Table B2 Operating parameters of battery			
参数	取值	参数	取值
$\overline{L}_{Batt}/kWh$	1,000	$\overline{P}_{dis}/kW$	200
$\underline{L}_{Batt}/kWh$	100	$\overline{P}_{ch}/kW$	200
$L_{Batt,0}/kWh$	500	φ_B	0.95

表 B3 蓄冷罐的运行参数

Table B3 Operating parameters of thermal energy tank

参数	取值	参数	取值
$\overline{L}_{TS}/kWh$	500	$\overline{P}_{re}/kW$	100
$\underline{L}_{TS}/kWh$	50	$\overline{P}_{st}/kW$	100
$L_{TS,0}/kWh$	250	φ_T	0.95

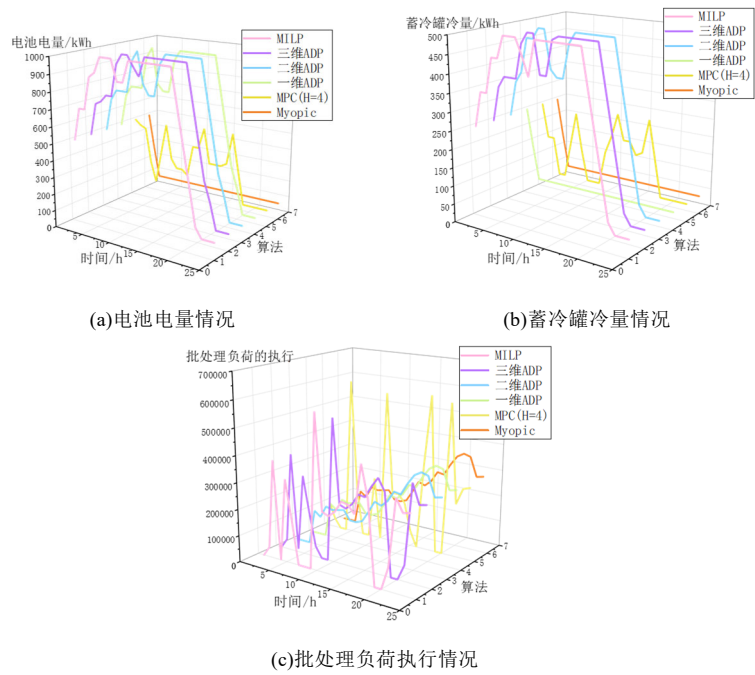


图 B2 各算法下关于储能和批处理负荷的优化结果

Fig.B2 Optimization results of energy storage and batch jobs under various algorithms

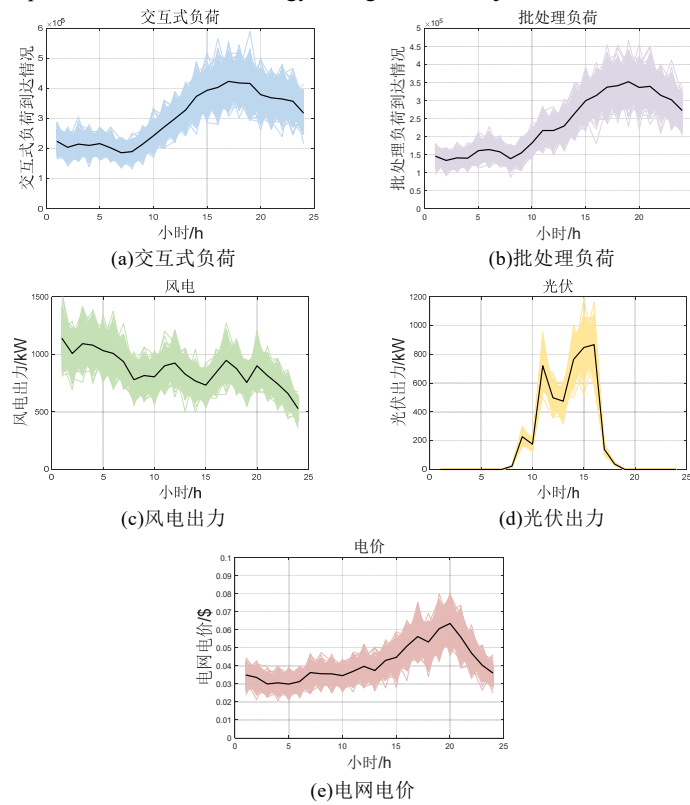


图 B3 随机因素的预测曲线和测试场景集

Fig.B3 Prediction curve and sampling scenario of random variables