

智能小区可削减柔性负荷实时需求响应策略

南思博¹, 李庚银¹, 周明¹, 夏勇²

(1. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京 102206; 2. 国网江苏省电力公司, 江苏 南京 210024)

摘要: 随着我国电力体制改革以及智能电网技术的发展, 含柔性负荷的智能小区成为参与需求响应的重要主体之一。综合考虑不同可削减柔性负荷设备用电的不确定性, 结合目前中国居民需求响应现状及未来发展趋势, 针对新型智能小区提出一种适用于负荷聚合商的可削减柔性负荷实时需求响应调度策略。该策略利用混合整数线性优化与基于 Copula 的蒙特卡洛模拟相结合的方法对各负荷设备进行每小时一次的滚动优化, 从而实现居民可削减柔性负荷的实时随机调度。通过仿真验证, 该策略可在不影响用户满意度情况下有效降低用户用电成本, 减小负荷峰值及用电量, 使智能小区中的可削减柔性负荷能够有效参与到需求响应中。

关键词: 可削减柔性负荷; 需求响应; 混合整数线性优化; 蒙特卡洛模拟; 负荷实时调度

Real-time demand response of curtailable flexible load in smart residential community

NAN Sibo¹, LI Gengyin¹, ZHOU Ming¹, XIA Yong²

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Beijing 102206, China; 2. State Grid Jiangsu Electric Power Company, Nanjing 210024, China)

Abstract: With the reformation of electric power market and the development of smart grid technology in China, the smart residential community which contains flexible load has become one of the crucial entities participating in demand response. This paper presents a curtailable flexible load real-time demand response scheme for the novel smart residential community, which is compatible with load aggregator, considering the uncertainties of different residential curtailable load and incorporating both the current circumstances and future trends of the demand response programs in China. The proposed scheme focuses on the curtailable load among the residential flexible load. Mixed integer linear programming and Copula based Monte Carlo simulation are combined for the hourly rolling optimization of each load to realize the real-time scheduling of residential curtailable flexible load. The proposed strategy can significantly reduce the power consumption cost, the peak load, and the total energy consumption of the residential load without interfering the residents' comfort. The curtailable load can efficiently participate in the demand response program through the presented scheme in this paper.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFB0901100).

Key words: curtailable flexible load; demand response; mixed integer linear programming; Monte Carlo simulation; load real-time scheduling

0 引言

需求响应(Demand Response, DR)作为电力体制改革下的电网与用户主要互动手段在我国近年来得到广泛开展。在可参与 DR 的用户中, 居民负荷具有很大的 DR 潜力, 能够通过参与 DR 有效地改善电网负荷侧功率曲线^[1-4]。

随着智能电网技术的发展, 柔性负荷^[5]设备开

始逐步接入居民负荷, 同时以智能电表为核心设备的高级量测体系(Advanced Metering Infrastructure, AMI)^[6]开始应用于居民负荷。居民负荷侧出现了一种新的 DR 参与实体: 包含多种柔性负荷与 AMI 技术支持的智能小区。可削减柔性负荷由于其在居民总负荷中占比较高而成为智能小区 DR 的主要参与负荷之一。智能小区的可削减柔性负荷包括可中断负荷与可调节负荷两类, 其中可中断负荷为由智能插座控制供电的可关断负荷设备, 可调节负荷包含空调与照明两种用电功率可调负荷设备。可削减

柔性负荷可通过负荷聚合商(Load Aggregator, LA) 以与智能电表通信的方式积极有效地参与到 DR 中, 其系统结构如图 1 所示。LA 通过智能电表获取并记录用户可削减柔性负荷设备的用电数据。在接收到电网侧电价信息后, LA 再通过智能电表将其对居民负荷设备的调度信号传输到各负荷控制器

上, 如智能插座、空调控制模块等, 从而实现对每一户居民可削减负荷的聚合与集中调度。相较传统居民负荷, 智能小区的可削减柔性负荷能够更有效地对市场电价信号进行响应。因此, 对智能小区可削减柔性负荷 DR 研究具有重要意义。

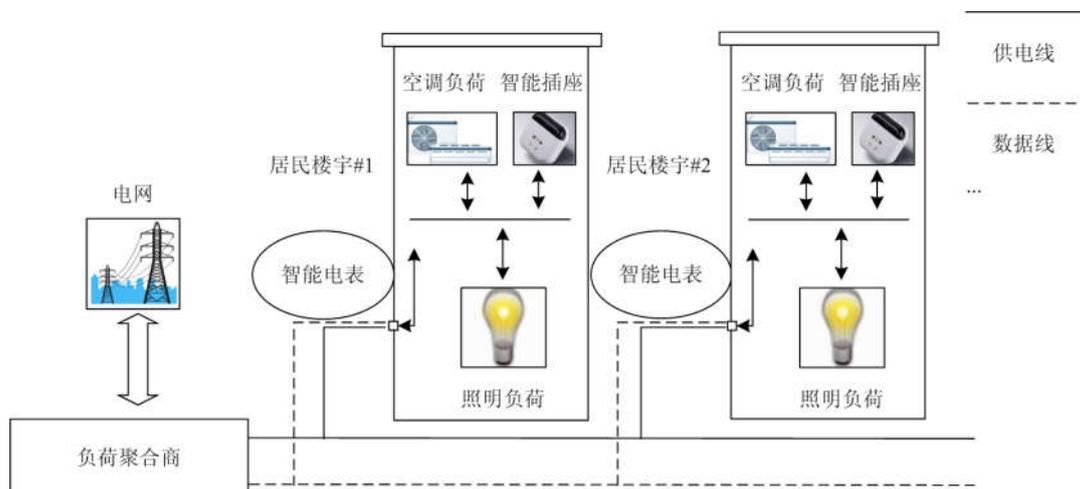


图 1 智能小区可削减柔性负荷 DR 结构

Fig. 1 DR structure of curtailable flexible load in smart residential community

近年来国内外关于居民可削减柔性负荷 DR 有诸多研究。文献[7-9]对可削减柔性负荷进行建模和优化调度, 但都没有对具体的空调、照明负荷设备进行详细建模。文献[10]对空调功率进行中断负荷补偿控制, 该种控制方式不能适用于电价激励响应下的空调负荷 DR。文献[11-13]针对空调负荷进行了日前调度, 但未考虑可中断负荷与照明负荷的调度模型。同时, 以上所有文献均为负荷日前 DR 调度, 由于未考虑影响居民负荷调度的实时随机性, 该类方法无法完全适用于需考虑居民负荷用电随机性的智能小区可削减柔性负荷实时调度中。对于居民可削减柔性负荷实时调度, 文献[2,14]以一栋实际的居民住房为例, 研究提出了单一居民住户暖通空调(Heating, Ventilation and Air Conditioning, HVAC)的实时动态优化策略, 文献并未涉及多个空调负荷聚合的情况。文献[15-16]提出利用模型预测控制方法对负荷进行每 15 min 一次的实时控制, 该方法适用于对单一用户空调负荷设备进行控制。文献[17-18]针对单一家庭提出了智能家电控制策略, 该类研究同样仅对单一家庭用户实现对空调、电热水器、洗衣机以及冰箱的优化控制。文献[19]提出一种利用条件风险价值(CVaR)作为约束的柔性负荷实时 DR 策略, 该方法仅适用于同一时间点只能开启或关闭的用电设备。综上所述, 针对我国新型智

能小区, 目前尚没有完全适用于 LA 的 DR 调度策略可对智能小区可削减柔性负荷进行实时优化调度。

目前我国 DR 激励方式主要为分时电价(Time-of-Use, TOU)、尖峰电价(Critical Peak Pricing, CPP)及未来可能实施的实时电价(Real Time Pricing, RTP)和可中断负荷(Interruptible Loads, IL)。本文针对以上 DR 激励方式, 从降低用户用电成本角度出发, 提出一种适用于我国智能小区的可削减柔性负荷实时 DR 方案并进行优化调度建模。该方案针对新建智能小区所特有的新型 DR 结构, 综合考虑不同具体可削减柔性用电设备的用电随机性, 可在较高精度下对各具体负荷设备进行实时优化。首先对各随机负荷提出进行基于 Copula 的蒙特卡洛模拟, 再根据响应方式不同对智能小区中可中断、空调、照明负荷设备分别建立详细 DR 模型, 并将该模型与蒙特卡洛模拟相结合形成每小时的可削减柔性负荷实时滚动优化调度策略。最后通过仿真验证了该模型的有效性并对不同电价下的仿真结果进行了讨论。

1 智能小区可削减柔性负荷蒙特卡洛模拟

智能小区中可中断负荷通过 IL 形式参与到 DR 当中, 当负荷进行响应时, 负荷完全停止运行。与可中断类负荷相比, 可调节负荷(照明、空调负荷)在参与 DR 时不会完全切除, 而是减少部分功率。

在进行可削减柔性负荷实时 DR 调度时,不同负荷设备用电随机性对于实时优化结果有显著影响。本文针对不同可削减柔性负荷用电随机性进行随机概率分布建模和蒙特卡洛模拟生成多个场景用于负荷实时调度。

智能小区中可中断类负荷一般为 24 h 常开负荷(如冰箱等负荷),几乎不受用户用电行为影响,故没有随机性。

照明类负荷由于受用户用电行为不确定性影响从而具有随机性,同时空调负荷由于受到环境温度影响而具有随机性。基于 AMI 所测量的各用户每日照明负荷开启时间与运行时长历史数据分析,用户照明负荷设备的每日开启时间(T)与运行时长(D)为两个具有相关性的随机变量。同时以 1 h 为间隔,一日 24 个温度随机变量 $T_{\alpha,1}, T_{\alpha,2}, \dots, T_{\alpha,24}$ 中每小时温度 $T_{\alpha,i}$ 都与其他 23 个小时的温度随机变量相关联。

传统概率模型(如正态分布、对数正态分布等)可对用电设备单一随机变量进行建模,但忽略了每一个用电设备不同随机变量间的相关性(如设备开始时间与设备运行时长之间的相关性)。与传统概率模型相比, Copula 函数作为一种强大的工具能够对不同随机数之间的相关性进行描述,因此在估计多维随机变量方面更加精确^[20]。本文提出利用 Copula 函数对照明负荷与空调负荷的各随机变量进行概率分布建模与蒙特卡洛模拟的方法用于智能小区可削减负荷实时 DR 调度。相较传统概率模型,该方法可使负荷实时 DR 精度进一步得到提高,其流程如图 2 所示,具体如下所述。

在进行 Copula 建模前, LA 通过智能电表对照明负荷与空调负荷各随机变量最近 N 天内的历史数据进行获取。

在获得照明负荷与空调负荷数据后,通过高斯核函数对上述每一随机变量 u 进行核密度估计,得到该变量的累计分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF),如式(1)所示。

$$K_G(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (1)$$

式中, u 为一随机变量。

估计过程中最优窗宽 \hat{h} 由式(2)计算所得^[21]

$$\hat{h} = 1.06\hat{\sigma}n^{-1/5} \quad (2)$$

式中: $\hat{\sigma}$ 为随机变量的标准差; n 为随机变量样本数。

选取 Gaussian Copula 函数对照明负荷与空调负荷建模,其表达式为

$$C(u_1, \dots, u_d; \theta) = \varphi[\varphi^{-1}(u_1), \varphi^{-1}(u_2), \dots, \varphi^{-1}(u_d); \theta] \quad (3)$$

式中: θ 为相关系数矩阵; $\varphi(\cdot; \theta)$ 为相关系数矩阵

为 θ 的标准多元 Gaussian 分布函数; $\varphi^{-1}(\cdot)$ 为标准 Gaussian 分布函数的逆函数; u_1, \dots, u_d 为服从 $[0,1]$ 区间均匀分布的变量^[22]。在确定 Gaussian Copula 函数以及每个随机变量的 CDF($\hat{F}_d(x_d)$)之后,采用半参数估计法通过极大化伪对数似然函数(Pseudo Log-likelihood Function, PLF)下得到的 $\hat{\theta}$ 作为 Copula 函数参数 θ 的估计值如式(4)所示。

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n \log[C(\hat{F}_1(x_{i1}), \dots, \hat{F}_d(x_{id}); \theta)] \quad (4)$$

在对每类随机负荷进行 Copula 建模之后,利用该模型进行蒙特卡洛模拟分别生成 M 组数据,并用各随机变量的逆概率分布函数(Inverse Cumulative Distribution Function, ICDF)将该数据转换成用于居民小区可削减柔性负荷实时 DR 调度的照明类负荷与空调负荷的 M 个场景。

在进行实时优化中,为满足计算时间需求,需对蒙特卡洛模拟生成的大量场景进行场景削减以保证计算效率。利用反向场景削减算法^[23]对蒙特卡洛模拟生成的 M 个场景进行场景数量削减。

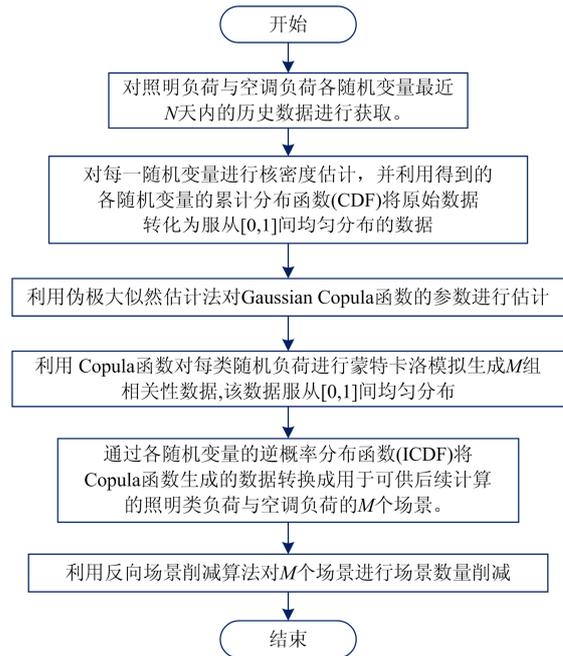


图 2 基于 Copula 的蒙特卡洛模拟流程图

Fig. 2 Flow chart of Copula-based Monte Carlo simulation procedure

2 智能小区可削减柔性负荷实时 DR 模型

2.1 两阶段实时随机优化模型

据目前国内激励机制现状,对智能电网居民小区在 TOU、CPP、或 RTP 电价激励和 IL 激励下的

可削减柔性负荷实时 DR 调度计划进行建模。LA 在每一时段(1 h)开始时通过智能电表与气象单位分别收集当前时段各负荷设备功率与温度值, 同时从电网侧收集当前时段电价信号与 IL 的补偿价格后, 利用实时 DR 模型进行优化计算, 从而实现当前时段各可削减柔性负荷的 DR 调度。

在每个时段进行负荷实时决策时, 为使该决策能够达到兼顾未来时段的全局最优效果, 建立了基于所提蒙特卡洛模拟方法的两阶段随机优化模型。该模型同时考虑了当前时段的不确定性信息及未来时段居民负荷不确定性因素。通过每小时滚动利用该随机优化模型对负荷进行优化调度, 形成智能小区可削减柔性负荷实时 DR 策略, 其流程如图 3 所示。在每次进行负荷优化调度的两阶段随机模型中, 第一阶段为所有可削减负荷调度的第一个时段即当前时段 t_0 , 该时段内 LA 基于已收集的当前时段实际电价、温度以及负荷功率信息进行可削减负荷在 t_0 时段的不确定性优化调度。第二个阶段为从 t_0+1 时段开始到调度计划结束的所有时段。在该阶段中, 由蒙特卡洛模拟生成的多个可削减柔性负荷用电场景被用于进行随机优化调度。在完成两阶段优化后, 仅将 t_0 时段的优化结果输出作为当前时段负荷实时 DR 调度策略。

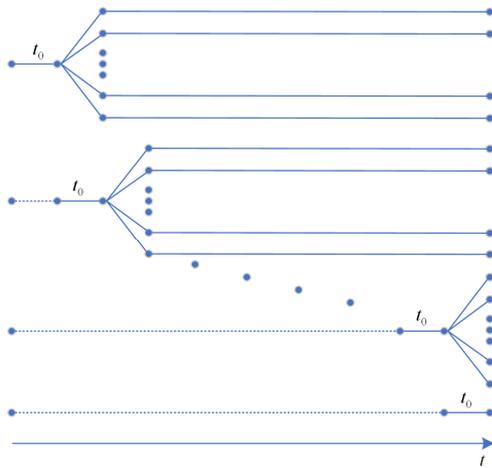


图 3 两阶段随机优化实时滚动调度示意图

Fig. 3 Procedure of real-time rolling schedule via two-stage stochastic optimization

2.2 可削减柔性负荷实时随机优化模型目标函数

在每次进行当前时段负荷实时调度时, 可削减柔性负荷两阶段随机优化模型以用户用电成本最低作为优化目标。用户用电成本包括第一阶段 t_0 时段的用电成本以及第二阶段从 t_0+1 时段开始到调度计划结束的所有场景下的用电成本, 目标函数为

$$\text{Min } \rho_{t_0} P_{g,t_0} - \sum_j \rho_{l,j} P_{l,j,t_0} + \sum_{s=1}^{NS} p_s \cdot \left[\sum_{t=t_0+1}^{NT} (\rho_t P_{g,t,s} - \sum_j \rho_{l,j} P_{l,j,t,s}) \right] \quad (5)$$

式中: ρ_t 为小时 t 的电网电价(元/kWh); $\rho_{l,j}$ 为负荷 j 的可中断负荷切除价格(元/kWh); $P_{g,t}$ 为电网侧在小时 t 的供电功率(kW); $P_{l,j,t}$ 为可中断负荷 j 在小时 t 时切除的功率(kW); p_s 为场景 s 的概率, 且有 $\sum_{s=1}^{NS} p_s = 1$; NS 为总场景个数; NT 为调度计划总时段。

2.3 可中断负荷实时随机优化约束

该类负荷可通过 LA 对智能插座的控制以签订合同的方式参与到 IL 激励中。用户可根据自身用电情况选择可参与激励的负荷自愿参与到 IL 中并对负荷可切除时间进行设定, 故参与过程中用户满意度不会受到影响。该类负荷虽然本身不具备随机性, 但在对总负荷实时优化时, 该负荷会与可调节负荷进行同时叠加调度。故在实时决策时, 该负荷调度受其他负荷随机性影响, 从而需进行两阶段随机优化。其参与 IL 的优化约束如下:

$$0 \leq P_{l,j,t_0} \leq I_{l,j,t_0} P_{l,j,\max} \quad (6)$$

$$0 \leq P_{l,j,t,s} \leq I_{l,j,t,s} P_{l,j,\max} (t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s) \quad (7)$$

$$\sum_{t=1}^{t_0-1} \hat{I}_{l,j,t} + I_{l,j,t_0} + \sum_{t=t_0+1}^{NT} I_{l,j,t,s} \leq X_{l,j,\max} (\forall s) \quad (8)$$

$$P_{l,j,t_0} \leq P_{L,j,t_0} \quad (9)$$

$$P_{l,j,t,s} \leq P_{L,j,t} (t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s) \quad (10)$$

式(6)、式(7)、式(9)、式(10)表述该负荷每小时切除功率不能超过最大切除负荷功率及用户原始负荷功率。式(8)表述总计切除小时数不超过全天最大切除小时数。式中, $I_{l,j,t}$ 为负荷 j 在小时 t 的负荷切除的 0、1 状态变量, 若用户 j 在小时 t 切除负荷, $I_{l,j,t} = 1$, 否则为 0, $\hat{I}_{l,j,t}$ 为当前时段之前的 $I_{l,j,t}$; $P_{l,j,\max}$ 为用户 j 可参与 IL 的最大负荷切除功率(kW); $X_{l,j,\max}$ 为用户 j 每日参与 IL 的最大负荷切除小时数(h); $P_{L,j,t}$ 为用户 j 在小时 t 的原始负荷(kW)。

2.4 可调节负荷实时随机优化约束

该类可控负荷(如居民负荷中的照明、空调等)会通过调节自身部分用电功率参与到电价激励中。当电网电价较高时, 此类负荷会减少部分功率到一个新的用电等级。对于该类负荷用户可设定一电价阈值, 并根据自身舒适度设定用电功率等级, 故该负荷控制方法不会影响用户用电满意度。当电网实

时电价高于该阈值时, 负荷会自动减少至用户预设用电功率等级: 例如此时照明设备会减少一定光照强度至设定值, 空调设备会调整设定温度至预设值以减少负荷。

照明负荷模型约束描述为

$$P_{a,j,t_0} = P_{a,j,t_0,BASE} (1 - I_{a,j,t_0}) + P_{a,j,t_0,min} I_{a,j,t_0} \quad (11)$$

$$P_{a,j,t,s} = P_{a,j,t,BASE,s} (1 - I_{a,j,t,s}) + P_{a,j,t,min} I_{a,j,t} \quad (12)$$

$$(t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s)$$

$$I_{a,j,t_0} = \begin{cases} 0 & \rho_{t_0} < \rho_{a,j,t_0,min} \\ 1 & \rho_{t_0} \geq \rho_{a,j,t_0,min} \end{cases} \quad (13)$$

$$I_{a,j,t,s} = \begin{cases} 0 & \rho_t < \rho_{a,j,t,min} \\ 1 & \rho_t \geq \rho_{a,j,t,min} \end{cases} (t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s) \quad (14)$$

式中: $P_{a,j,t}$ 为照明负荷 j 在 t 小时的功率(kW); $P_{a,j,t,BASE}$ 为负荷 j 在 t 小时的基准用电功率(kW); $P_{a,j,t,min}$ 为负荷 j 在 t 小时的最小用电功率(由用户设定)(kW); $I_{a,j,t}$ 为负荷 j 在 t 小时的负荷调节 0、1 状态变量, 式(11)一式(14)表述当电网电价高于电价阈值时 $I_{a,j,t}=1$, 照明负荷由 $P_{a,j,t,BASE}$ 降至 $P_{a,j,t,min}$; $\rho_{a,j,t,min}$ 为用户设定的照明负荷电价阈值(元/kWh)。

对于参与实时 DR 的空调负荷, 简化后空调等值热参数模型为

$$T_{k,t_0+1} = \alpha_k T_{k,t_0} + (1 - \alpha_k)(T_{a,k,t_0} - T_{g,k,t_0}) \quad (15)$$

$$T_{k,t+1} = \alpha_k T_{k,t} + (1 - \alpha_k)(T_{a,k,t,s} - T_{g,k,t,s}) \quad (16)$$

$$(t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s)$$

$$\alpha_k = e^{-\Delta t / C_k R_k} \quad (17)$$

$$T_{g,k,t} = \begin{cases} R_k \eta_k P_{a,k,t} & \text{制冷} \\ -R_k \eta_k P_{a,k,t} & \text{制热} \end{cases} (t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s) \quad (18)$$

$$P_{k,min} \leq P_{a,k,t} \leq P_{k,max} (t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s) \quad (19)$$

$$T_{k,t} = T_{c,k,t} (t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s) \quad (20)$$

式中: $T_{k,t}$ 、 $T_{a,k,t}$ 分别为空调负荷 k 在 t 小时的空调温度和环境温度($^{\circ}\text{C}$); α_k 为散热函数, $T_{g,k,t}$ 为空调在开启时的温度增益($^{\circ}\text{C}$); Δt 为控制时间间隔(1 h); C_k 、 R_k 分别为空调的热电容(kWh/ $^{\circ}\text{C}$)和热电阻($^{\circ}\text{C}/\text{kW}$); η_k 为空调的工作效率; $P_{a,k,t}$ 为空调负荷 k 在 t 小时的用电功率(kW); $P_{k,min}$ 、 $P_{k,max}$ 分别为空调 k 的每小时最小、最大用电功率(kW); $T_{c,k,t}$ 为小时 t 空调负荷的设定温度($^{\circ}\text{C}$)。式(15)、式(16)描述了空调 k 第 $t+1$ 小时的空调温度 $T_{k,t+1}$ 由第 t 小时的 $T_{k,t}$ 、 $T_{a,k,t}$ 、 $T_{g,k,t}$ 所组成的函数。 α_k 可由式(17)计算得到。空调 $P_{a,k,t}$ 转化成 $T_{g,k,t}$ 由式(18)描述, 且 $P_{a,k,t}$

不可超过其最大、最小值由式(19)约束。式(20)为空调的 $T_{k,t}$ 由 $T_{c,k,t}$ 决定。

基于以上模型对制冷状态下空调负荷进行调节(对于制热模式只需稍作修改), 其约束为

$$T_{c,k,t} = T_{c,k,t,BASE} (1 - I_{a,k,t}) + T_{c,k,t,max} I_{a,k,t} \quad (21)$$

$$(t = t_0, \dots, NT, \forall s)$$

$$I_{a,k,t} = \begin{cases} 0 & \rho_t < \rho_{a,k,t,min} \\ 1 & \rho_t \geq \rho_{a,k,t,min} \end{cases} (t = t_0, \dots, NT, \forall s) \quad (22)$$

式中: $T_{c,k,t,BASE}$ 、 $T_{c,k,t,max}$ 分别为制冷状态下空调负荷 k 在 t 小时的原设定温度及电价高于阈值 $\rho_{a,k,t,min}$ (元/kWh)时的最高设定温度(由用户设定)($^{\circ}\text{C}$); $I_{a,k,t}$ 为空调负荷 k 在 t 小时的设定温度调节 0、1 状态变量, 当电网电价高于电价阈值 $\rho_{a,k,t,min}$ 时 $I_{a,k,t}=1$, 空调设定温度由 $T_{c,k,t,BASE}$ 升高至 $T_{c,k,t,max}$ 表述于式(21)、式(22)中。

2.5 电网侧约束

用户侧与电网之间的功率平衡约束为

$$P_{g,t_0} = \sum_j (P_{L,j,t_0} - P_{I,j,t_0}) + \sum_j P_{a,j,t_0} + \sum_k P_{a,k,t_0} \quad (23)$$

$$P_{g,t,s} = \sum_j (P_{L,j,t} - P_{I,j,t,s}) + \sum_j P_{a,j,t,s} + \sum_k P_{a,k,t,s} \quad (24)$$

$$(t = t_0 + 1, \dots, NT, \forall s)$$

电网侧功率约束为

$$P_g^{\min} \leq P_{g,t} \leq P_g^{\max} (t = t_0, \dots, NT, \forall s) \quad (25)$$

式中, P_g^{\min} 、 P_g^{\max} 分别为电网最小、最大供电功率。此约束反映了电网实际供电功率约束。

综上, LA 在不同激励的情况下, 以用户最小用电成本作为目标调度智能小区可削减柔性负荷。利用所提出的两阶段优化模型每小时进行一次负荷功率优化, 根据不同激励机制(IL 与 TOU、RTP、或 CPP), 对智能小区可削减柔性负荷进行实时滚动优化调度。该问题为混合整数线性规划(MILP)问题, 可通过 CPLEX 对该问题进行求解。

3 模型仿真算例

3.1 仿真数据及参数

仿真数据主要来源于江苏苏州环金鸡湖智能电网城区居民示范工程中某居民小区, 每户由 1 块智能电表分别测量各类可削减柔性负荷。以该小区 2016 年 7 月 31 日 100 户居民为例进行仿真, 该日为该地区夏季典型日。用户照明负荷数据为日前 50 天的历史数据包括每日负荷开启时间与运行时长, 气温数据也为该时间段内当地天气数据。利用该历史数据进行 Copula 建模与蒙特卡洛模拟。假设该居

民示范区同种类负荷设备参数一致。除可削减柔性负荷外, 该小区其他负荷均为非柔性负荷。

(1) 可削减柔性负荷

可中断负荷切除价格 $\rho_l=15$ (元/kWh), 用户每日参与 IL 的最大负荷切除小时数 $X_{l,j,max}=3$ (h), 用户总可参与 IL 的最大负荷切除功率 $P_{l,max}=50$ (kWh)。该负荷与其他不可控负荷叠加功率曲线如图 4 所示。用户设定电价阈值 $\rho_{a,min}=0.42$ (元/kWh) 时。照明负荷在 t 小时的最小用电功率 $P_{a,min}$ (kW) 设定为该时刻用电功率的 $P_{a,BASE}$ 的 80%。空调负荷: 原设定温度 $T_{c,BASE}=24$ (°C), 最高设定温度 $T_{c,max}=25$ (°C), 空调数量为 200 台。

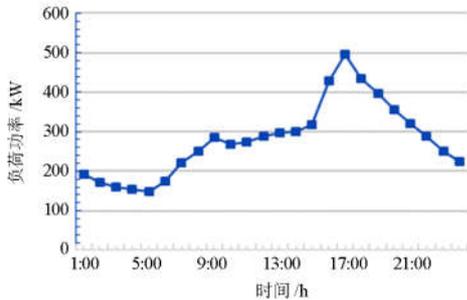


图 4 可中断类负荷与不可控负荷功率曲线

Fig. 4 Interruptible load and uncontrollable load curve

(2) 电价

本仿真算例中分别设定了三种电价类型, 即 TOU、CPP 以及 RTP。

分时电价(TOU): 峰时段电价(15:00—18:00)=0.66 (元/kWh), 平时段电价(8:00—14:00 以及 19:00—20:00)=0.45 (元/kWh), 谷时段电价(其他时段)=0.21 (元/kWh)。

尖峰电价(CPP): 尖峰时段(15:00—18:00)=1.5 (元/kWh), 峰时段电价(12:00—14:00)=0.63 (元/kWh), 平时段电价(8:00—11:00 以及 19:00—20:00)=0.42 (元/kWh), 谷时段电价(其他时段)=0.18 (元/kWh)。

实时电价(RTP)预测值如图 5 所示。

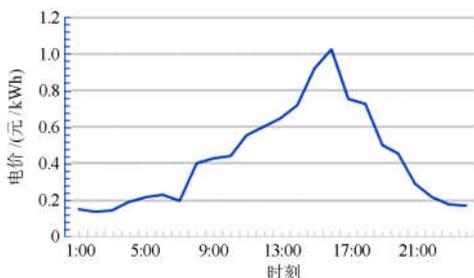


图 5 实时电价(RTP)预测值

Fig. 5 Forecasted RTP price

3.2 仿真结果及分析

(1) 可调节负荷蒙特卡洛模拟结果

对于照明负荷, 基于用户历史照明负荷用电数据, 利用 Copula 进行建模并进行蒙特卡洛模拟得到 1 000 个照明负荷场景, 再利用反向场景削减算法将场景数量削减至 30 个, 结果如图 6 所示, 图中蓝色曲线为 30 条照明负荷曲线, 红色曲线为平均照明负荷曲线。

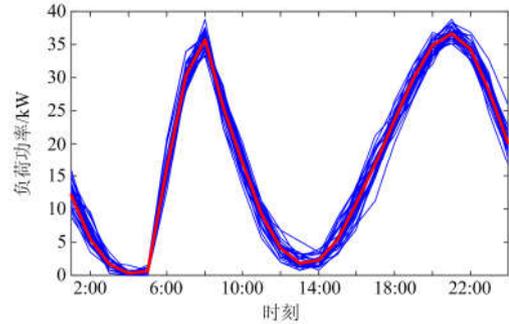


图 6 照明负荷蒙特卡洛模拟结果

Fig. 6 Monte Carlo simulation result of illumination load

对于空调负荷, 同样基于温度历史数据利用 Copula 进行建模并进行蒙特卡洛模拟得到 1 000 个温度场景, 再利用反向场景削减算法将场景数量削减至 30 个, 结果如图 7 所示, 图中蓝色曲线为 30 条温度曲线, 红色曲线为平均温度曲线。

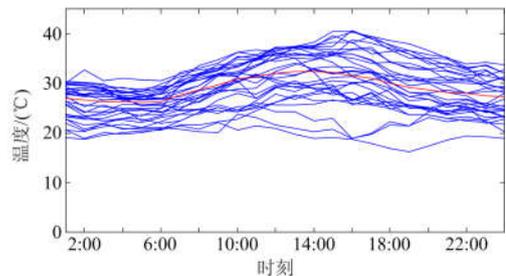


图 7 温度蒙特卡洛模拟结果

Fig. 7 Monte Carlo simulation result of temperature

(2) 可削减柔性负荷实时优化调度结果

可中断负荷响应结果如表 1 所示, 该类负荷在 15 点、17 点以及 18 点分别切除负荷 50 kW。

表 1 可中断负荷响应结果

Table 1 DR results of interruptible load

切除负荷/kW	负荷切除时段/h
50	15
50	17
50	18

照明类负荷参与实时 DR 结果如图 8 所示。在参与实时 DR 后，照明类负荷较未参与时总用电量减少 43.58 kWh。与每次基于实际准确负荷信息的 DR 结果对比，基于蒙特卡罗模拟的两阶段随机优化结果平均相对误差为 10.99%，满足实时 DR 调度精度需求。

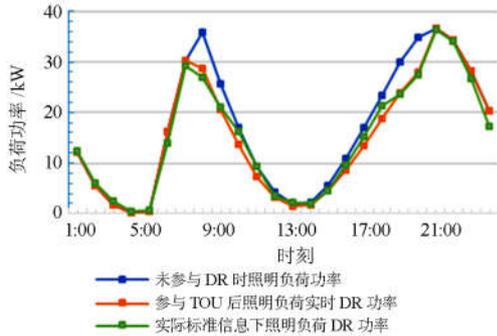


图 8 照明类负荷参与 TOU 的实时 DR 结果
Fig. 8 Real-time DR results of illumination load under TOU program

空调类负荷参与实时 DR 结果如图 9 所示。在参与实时 DR 后，空调类负荷较未参与时总用电量减少 300.06 kWh，削减量为原空调负荷总用电量的 6.13%。与每次基于实际准确负荷信息的 DR 结果对比，空调两阶段随机优化结果平均相对误差为 3.61%，满足实时 DR 调度精度需求。

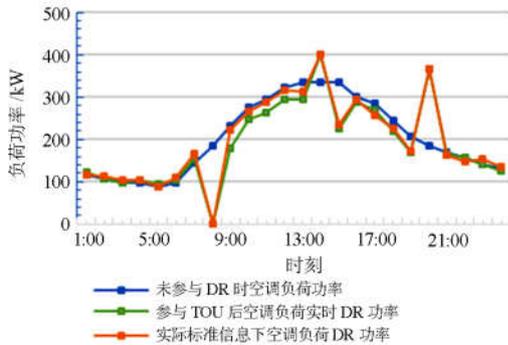


图 9 空调类负荷参与 TOU 的实时 DR 结果
Fig. 9 Real-time DR results of air conditioning load under TOU program

以下对 TOU、CPP、RTP 分别与 IL 共同激励下智能小区可削减柔性负荷整体实时 DR 结果进行讨论分析。该算例在一台台式电脑上仿真，CPU 为 Intel Core i7 6700k，内存为 16 GB。经统计，在每个时段的调度计算花费时间在 1.02~2.26 min 之间，满足实时 DR 调度计算需求。

负荷在参与 IL 以及 TOU 激励下的负荷曲线如图 10 所示。在参与 TOU 及 IL 之后负荷峰值由

796.30 kW 削减至 750.25 kW，降低了 5.78%，同时峰值出现时间由 17:00 移后至 20:00。峰谷差由 559.53 kW 减至 510.55 kW，降低了 8.75%。总用电量减少 2.70%，小区用户总用电成本为 4 862.10 元(未参与 DR 时 TOU 下总用电成本为 5084.71 元)。

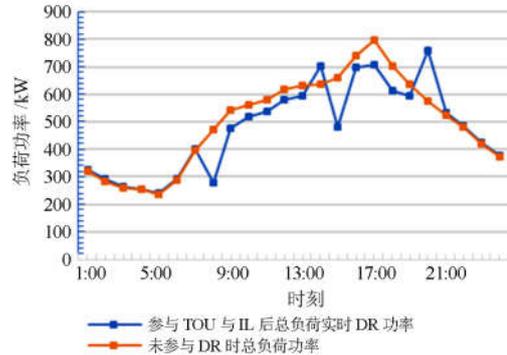


图 10 可削减柔性负荷参与 IL 及 TOU 时总负荷功率
Fig. 10 Total curtailable load under TOU and IL program

负荷在参与 IL 以及 CPP 激励下的负荷曲线如图 11 所示。在参与 CPP 及 IL 之后负荷峰值削减至 752.28 kW，降低了 5.53%，同时峰值出现时间由 17 点移后至 20 点。峰谷差降低至 515.50 kW，减少了 7.87%。总用电量减少 4.46%，小区用户总用电成本为 6 862.54 元(未参与 DR 时 CPP 下总用电成本为 7 641.08 元)。

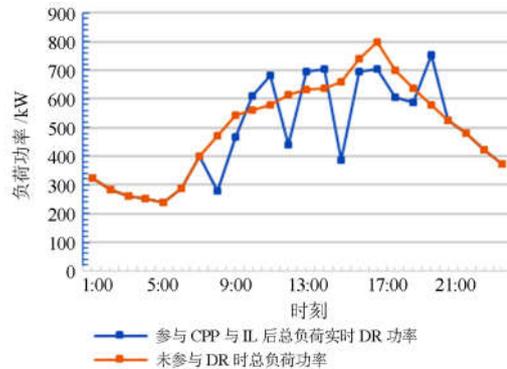


图 11 可削减柔性负荷参与 IL 及 CPP 时总负荷功率
Fig. 11 Total curtailable load under CPP and IL program

负荷在参与 IL 以及 RTP 激励下的负荷曲线如图 12 所示。与 CPP 情况相同，小区负荷在参与 RTP 及 IL 之后负荷峰值削减至 752.28 kW，降低了 5.53%，峰值出现时间由 17:00 移至 20:00。峰谷差减至 515.50 kW。用户总用电量减少 5.10%，小区用户总用电成本为 5 605.96 元(未参与 DR 时 RTP 下总用电成本为 6 066.30 元)。

由以上结果可以看出，本文所提出的可削减柔性负荷随机优化模型可在较低误差范围内对不同类

型可削减柔性负荷进行实时优化调度,从而在不同电价激励机制下有效减少负荷峰值,降低峰谷差,降低用户总用电量及用电成本。其中,TOU 情况下的优化结果负荷峰值最低,且峰谷差最小。RTP 情况下的用户总用电量最低。虽然 CPP 下用电成本在优化后节省最多(778.55 元),TOU 下的用户最终总用电成本最低且明显低于其他两种情况。综上,在本算例中该模型在 TOU 下优化结果综合表现最优。

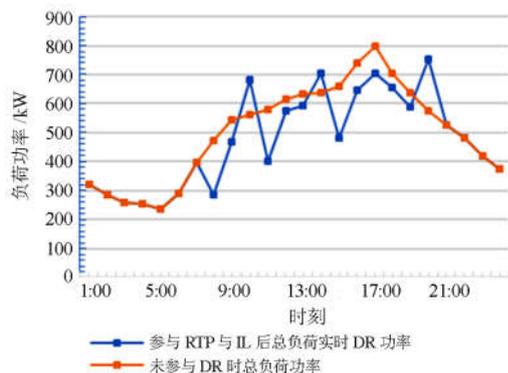


图 12 可削减柔性负荷参与 IL 及 RTP 时总负荷功率

Fig. 12 Total curtailable load under IL and RTP program

4 结论

新型智能居民小区的出现给电力市场条件下的居民负荷 DR 调度带来了新的挑战,可削减柔性负荷可通过 LA 协调积极有效地参与到 DR 当中。然而居民可削减柔性负荷的用电随机性对该负荷实时优化调度有着显著的影响。在 AMI 的支持下,本文提出了基于 Copula 建模与蒙特卡洛模拟的考虑居民负荷用电不确定性的智能居民小区可削减柔性负荷实时 DR 优化调度策略。LA 可通过该策略对居民可削减柔性负荷进行直接调度。该调度模型以居民用户最小用电成本为目标,通过每小时进行一次的连续滚动优化实现居民可削减柔性负荷实时 DR 调度。该调度策略可使居民用户在参与不同电价激励时有效发挥其 DR 潜力,并在用户用电满意度不受影响情况下以较低的实时误差有效减少用户用电成本、负荷峰值及峰谷差,为我国智能居民小区 DR 决策提供有力支持。

参考文献

[1] 王蓓蓓. 面向智能电网的用户需求响应特性和能力研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22): 3654-3663.
WANG Beibei. Research on consumers' response characteristics and ability under smart grid: a literatures survey[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22):

3654-3663.
[2] YOON J H, BALDICK R, NOVOSELAC A. Dynamic demand response controller based on real-time retail price for residential buildings[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(1): 121-129.
[3] 蔡德华, 陈柏熹, 程乐峰, 等. 实施需求侧管理对提高发电系统可靠性的影响探究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(10): 51-56.
CAI Dehua, CHEN Baixi, CHENG Lefeng, et al. Effective study about the implementation of demand side management on improving reliability of generation system[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(10): 51-56.
[4] COLE W J, RHODES J D, GORMAN W, et al. Community-scale residential air conditioning control for effective grid management[J]. Applied Energy, 2014, 130: 428-436.
[5] 王珂, 姚建国, 姚良忠, 等. 电力柔性负荷调度研究综述[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(20): 127-135.
WANG Ke, YAO Jianguo, YAO Liangzhong, et al. Survey of research on flexible loads scheduling technologies[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(20): 127-135.
[6] 赵鸿图, 周京阳, 于尔铿. 支撑高效需求响应的高级量测体系[J]. 电网技术, 2010, 34(9): 13-20.
ZHAO Hongtu, ZHOU Jingyang, YU Erkeng. Advanced metering infrastructure supporting effective demand response[J]. Power System Technology, 2010, 34(9): 13-20.
[7] 曹筱欧, 王冬, 周静, 等. 含储能及新能源发电的居民侧需求响应[J]. 信息与控制, 2017, 46(3): 379-384.
CAO Xiaou, WANG Dong, ZHOU Jing, et al. Residential demand side response considering energy storages and renewable energy sourced generators[J]. Information and Control, 2017, 46(3): 379-384.
[8] 马红伟, 甄立敬, 毛建容, 等. 区域柔性负荷参与功率调度的评价体系构建及其应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(17): 54-60.
MA Hongwei, YAN Lijing, MAO Jianrong, et al. Evaluation system construction and application research of regional flexible load participation in power scheduling[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(17): 54-60.
[9] 陆俊, 彭文昊, 朱炎平, 等. 基于粒子校正优化的智能小区需求响应调度策略[J]. 电网技术, 2017, 41(7): 2370-2377.
LU Jun, PENG Wenhao, ZHU Yanping, et al. A scheduling strategy based on particle correction for intelligent power

- demand response[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2370-2377.
- [10] 许道林, 谢松. 基于模糊线性规划的居民直接负荷控制[J]. 电力需求侧管理, 2007, 9(1): 15-18, 34.
XU Daolin, XIE Song. Direct residential load control based on fuzzy linear programming[J]. Power Demand Side Management, 2007, 9(1): 15-18, 34.
- [11] 汤奕, 鲁针针, 宁佳, 等. 基于电力需求响应的智能家电管理控制方案[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(9): 93-99.
TANG Yi, LU Zhenzhen, NING Jia, et al. Management and control scheme for intelligent home appliances based on electricity demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 93-99.
- [12] 付蔚, 敬章浩, 罗志勇, 等. 基于分时电价的智能家电控制方案[J]. 电网技术, 2015, 39(3): 717-723.
FU Wei, JING Zhanghao, LUO Zhiyong, et al. Smart home appliances control scheme based on TOU price[J]. Power System Technology, 2015, 39(3): 717-723.
- [13] 王庆泽, 陈星莺, 颜庆国, 等. 分时电价环境下的办公建筑空调负荷双层柔性优化控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(21): 43-50.
WANG Qingze, CHEN Xingying, YAN Qingguo, et al. Two-layer flexible optimal strategy for air-conditioning of office building under TOU price[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(21): 43-50.
- [14] YOON J H, BALDICK R, NOVOSELAC A. Dynamic demand response controller based on real-time retail price for residential buildings[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(1): 121-129.
- [15] SHARMA I, DONG J, MALIKOPOULOS A A, et al. A modeling framework for optimal energy management of a residential building[J]. Energy and Buildings, 2016, 130: 55-63.
- [16] 张禹森, 孔祥玉, 孙博伟, 等. 基于电力需求响应的多时间尺度家庭能量管理优化策略[J]. 电网技术, 2018, 42(6): 1811-1819.
ZHANG Yusen, KONG Xiangyu, SUN Bowei, et al. Multi-time scale home energy management strategy based on electricity demand response[J]. Power System Technology, 2018, 42(6): 1811-1819.
- [17] AHMED M S, MOHAMED A, KHATIB T, et al. Real time optimal schedule controller for home energy management system using new binary backtracking search algorithm[J]. Energy and Buildings, 2017, 138: 215-227.
- [18] 孙毅, 裴俊亦, 景栋盛. 考虑用户行为不确定性的智能家电控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(17): 109-117.
SUN Yi, PEI Junyi, JING Dongsheng. Smart home appliance control strategy considering user behavior uncertainty[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(17): 109-117.
- [19] WU Z, ZHOU S, LI J, et al. Real-time scheduling of residential appliances via conditional risk-at-value[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(3): 1282-1291.
- [20] BINA M T, AHMADI D. Stochastic modeling for the next day domestic demand response applications[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 2880-2893.
- [21] SILVERMAN B W. Density estimation for statistics and data analysis[J]. Density Estimation for Statistics and Data Analysis, 1986(1951): 1-22.
- [22] RAYENS B, NELSEN R B. An introduction to Copulas[J]. Technometrics, 2000, 42(3): 317.
- [23] DUPACOVA J, GROWE-KUSKA N, ROMISCH W. Scenario reduction in stochastic programming-an approach using probability metrics[J]. Mathematical Programming, 2003, 95(3): 493-511.

收稿日期: 2019-01-02; 修回日期: 2019-02-16

作者简介:

南思博(1988—), 男, 博士研究生, 研究方向为需求侧管理; E-mail: nansibo@ncepu.edu.cn

李庚银(1964—), 男, 通信作者, 博士生导师, 教授, 研究方向为新能源电力系统、电能质量、新能源是配电技术; E-mail: ligy@ncepu.edu.cn

周明(1967—), 女, 博士生导师, 教授, 研究方向为风电并网分析与调度运行、电力系统规划与可靠性、电力经济。

(编辑 张爱琴)