

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2025.02.018

计及场景互动意愿的定变频空调群优化调控

杨婷, 朱晓, 陆旦宏, 王玉莹, 李艳, 曾艾东

(南京工程学院电力工程学院, 江苏 南京 211167)

摘要: 负荷聚合商在整合管理空调负荷资源时, 应充分考虑定变频空调群体特性与不同场景用户互动意愿对可调潜力的影响。首先, 在深入分析定变频空调差异化工作状态的基础上, 面向工程应用构建2种空调单体模型与聚合模型。其次, 针对不同场景、不同日类型以及分时电价下的用户互动意愿开展定量分析, 提出考虑互动意愿的空调可调潜力计算模型。然后, 基于用户互动意愿度计算得到多场景可调温度区间, 将其作为约束条件, 构建调控策略优化模型, 运用融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法(osprey-Cauchy-sparrow search algorithm, OCSSA)求解得出多场景定变频空调调控指令。最后, 算例分析结果表明, 所提调控方法能够正确计算出较高精度的温度调控指令, 最终调控结果满足预设削减负荷指令要求。文中所提方法在充分考虑用户互动意愿差异性的前提下, 能够自适应且准确地实现多场景定变频空调群调控。

关键词: 定变频空调; 互动意愿; 聚合模型; 调控模型; 融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法(OCSSA); 可调潜力计算
中图分类号: TM714 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-3203(2025)02-0197-12

0 引言

随着“碳达峰、碳中和”目标的不断推进^[1], 构建新型电力系统已成为在安全-经济-低碳三者相互制约下推动能源电力高质量发展的关键^[2-4]。近年迎峰度夏期间, 某些一线城市空调负荷占高峰负荷的40%~50%^[5-7]。为缓解用电高峰期的供电压力, 亟须研究空调负荷聚合群的优化调控方法, 深度挖掘空调调控潜力。空调主要分为定频空调与变频空调2种基本类型。据统计, 变频空调产量逐年上升, 2023年在全国空调产量中占比高达78%, 而定频空调在存量市场中占比更高^[8]。定变频空调在工作原理、控制方式以及节能效果等方面存在差异^[9-12], 因此有必要对单体模型、聚合模型以及调控方法开展深入研究。

空调单体模型能够定量描述空调的电热转换过程, 一般须考虑建筑热力学过程, 如经典等效热参数(equivalent thermal parameter, ETP)模型。文献[13-18]通过分析房间热力学动态过程辨识热力学模型参数, 从而建立空调电热模型。上述方法能反映空调的电热转换过程, 但需要考虑的模型参数过多, 求解较为困难, 在复杂场景下的适用性较低。空调聚合模型用于刻画空调群体负荷变化趋势, 目前主要采用概率抽样或深度学习进行拟合。其中, 基于蒙特卡洛抽样的空调聚合建模过程涉及多种先验假设^[13, 19], 且难以准确获得概率分布关键参

数, 模型准确性不高。一些研究采用深度学习神经网络对空调群聚合负荷进行拟合^[20-25], 但模型的可解释性较差, 拟合效果高度依赖于空调历史负荷数据集质量, 针对不同场景和不同空调类型的泛化能力较差, 难以应用于工程实践。

空调群调控指令通常由调控模型解析计算得出, 包括调控方式与削减指令两部分。以双层调控模型为例, 文献[26-27]提出上层将用户群体的舒适阈值作为空调的启停约束, 下层以响应功率和调控时间为目标, 确定参与响应的子设备及其调控方式。在考虑经济性需求的前提下, 文献[28-30]进一步考虑不同用户的差异化舒适度需求。文献[31]建立以舒适度和经济性优化目标函数为主的上层调控模型, 下层调控模型则以中央空调各子系统优化组合能耗最低为目标函数, 但仅侧重于中央空调精细化调控方法。文献[32-34]指出动态分时电价将直接影响不同用户的用电行为, 结合用户热舒适度指标构建空调群聚合调控模型。已有研究表明, 调节空调温度是有效的柔性调控手段, 但大都局限于将用户舒适温度区间作为预设可调温度区间, 并未考虑场景属性与分时电价对用户互动意愿度的影响。

已有研究在构建空调聚合与调控模型时, 多针对单一场景的同类型空调聚合群, 一是尚未明确区分定变频空调的差异性, 对此文中通过区分定变频空调差异化工作特性, 在一阶ETP模型基础上构建空调单体模型与聚合模型; 二是未充分考虑不同场景下互动意愿对可调潜力的影响, 对此文中通过定

收稿日期: 2024-07-29; 修回日期: 2024-11-12

基金项目: 江苏省自然科学基金资助项目(BK20210932)

量分析分时电价对用户互动意愿的影响,计算不同场景下定变频空调的用户互动意愿度及其可调潜力,并在互动意愿的约束下设计定变频空调调控策略与求解方法,从而得出定变频空调调控指令。最后通过算例分析验证了文中所提方法的可行性和有效性。

1 定变频空调单体模型与聚合模型

1.1 定变频空调单体模型

经典 ETP 模型通过能量平衡方程和热力学循环来描述空调系统在不同工况下的热力学特性。一阶 ETP 模型^[35]的微分方程为:

$$\frac{dT_{in}(t)}{dt} = \frac{Q(t)}{C} + \frac{T_{out}(t) - T_{in}(t)}{RC} \quad (1)$$

式中: $T_{in}(t)$ 为 t 时刻室内温度; $T_{out}(t)$ 为 t 时刻室外温度; $Q(t)$ 为 t 时刻空调制冷量; R 为空调建筑系统的等效热阻; C 为空调建筑系统的等效热容。

1.1.1 定变频空调单体模型

单台定变频空调的运行状态具有周期性工作的特性,其开/关状态由室内温度与空调设定温度的关系划分^[27]。定变频空调的制冷量 $Q_{ff}(t)$ 可表示为:

$$Q_{ff}(t) = \eta P_{ff}(t) = \eta s_{ff}(t) P_{ff,n} \quad (2)$$

$$s_{ff}(t) = \begin{cases} 0 & T_{in}(t) \leq T_{ff}^d \\ 1 & T_{in}(t) \geq T_{ff}^u \\ s_{ff}(t-\varepsilon) & T_{ff}^d < T_{in}(t) < T_{ff}^u \end{cases} \quad (3)$$

式中: $P_{ff}(t)$ 为 t 时刻定变频空调用电功率; η 为能效比; $s_{ff}(t)$ 为 t 时刻定变频空调的开关状态量, $s_{ff}(t) = 0$ 时空调停止工作; $s_{ff}(t) = 1$ 时空调处于运行状态; $P_{ff,n}$ 为定变频空调的额定功率; ε 为采样时间步长; T_{ff}^u 、 T_{ff}^d 分别为定变频空调设定温度死区上、下限, $T_{ff}^u = T_{set,ff} + \delta_{ff}/2$ 、 $T_{ff}^d = T_{set,ff} - \delta_{ff}/2$, $T_{set,ff}$ 为定变频空调设定温度, δ_{ff} 为定变频空调设定温度的死区大小。

1.1.2 变频空调单体模型

区别于定变频空调,变频空调压缩机运行频率随着室内温度与设定温度的改变,在最大运行频率与最小运行频率之间变化。以制冷模式为例,变频空调压缩机运行频率与室内温度的关系可表示为:

$$f(T_{in}(t)) = \begin{cases} f^u & T_{in}(t) > T_{vf}^u \\ f^d + \frac{f^u - f^d}{T_{vf}^u - T_{vf}^d} & T_{vf}^d \leq T_{in}(t) \leq T_{vf}^u \\ f^d & T_{vf}^{ed} < T_{in}(t) < T_{vf}^d \\ 0 & T_{in}(t) \leq T_{vf}^{ed} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $f(T_{in}(t))$ 为室内温度 $T_{in}(t)$ 下的压缩机运行频率; f^u 、 f^d 分别为压缩机运行频率上、下限值; T_{vf}^u 、 T_{vf}^d 分别为变频空调设定温度死区上、下限, $T_{vf}^u = T_{set,vf} + \delta_{vf}/2$ 、 $T_{vf}^d = T_{set,vf} - \delta_{vf}/2$, $T_{set,vf}$ 为变频空

调设定温度, δ_{vf} 为变频空调设定温度的死区大小; T_{vf}^{ed} 为变频空调的中止温度,取值范围一般为 $T_{set,vf} - 0.8\delta_{vf} \sim T_{set,vf} - 0.5\delta_{vf}$ 。当室内温度低于中止温度 T_{vf}^{ed} 时,空调压缩机停止运行,变频空调进入待机状态。

分析变频空调的电热转化过程,其运行产生的制冷量 Q_{vf} 以及消耗的电功率 P_{vf} 可表示为有关压缩机工作频率 f 的一次函数^[35],如式(5)、式(6)所示。

$$Q_{vf} = k_q f + \mu_q \quad (5)$$

$$P_{vf} = k_p f + \mu_p \quad (6)$$

式中: k_q 、 μ_q 、 k_p 、 μ_p 为变频空调能效拟合系数。

1.2 定变频空调聚合模型

1.2.1 定变频空调聚合模型

基于 1.1 节中的定变频空调单体建模,假设室外温度恒定,通过式(1)~式(3)可得:

$$T_{in}(t) = \begin{cases} T_{out} + \eta P_{ff,n} R + K e^{-\frac{t}{RC}} & s_{ff}(t) = 1 \\ T_{out} + K e^{-\frac{t}{RC}} & s_{ff}(t) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: K 为微分方程通解中的常系数。

当空调处于运行状态即 $s_{ff}(t) = 1$ 时,令室内温度分别等于设定温度死区的下限 $T_{set,ff} - \delta_{ff}/2$ 和上限 $T_{set,ff} + \delta_{ff}/2$,可得定变频空调在单个运行周期内的开机时长 t_{on} 与停机时长 t_{off} 分别为:

$$t_{on} = RC \ln(1 + x_{on}) \quad (8)$$

$$t_{off} = RC \ln(1 + x_{off}) \quad (9)$$

其中:

$$x_{on} = \frac{\delta_{ff}}{Q_{ff,n} R + T_{set,ff} - \delta_{ff}/2 - T_{out}} \quad (10)$$

$$x_{off} = \frac{\delta_{ff}}{T_{out} - T_{set,ff} - \delta_{ff}/2} \quad (11)$$

式中: $Q_{ff,n}$ 为定变频空调的额定制冷量。

对于负荷聚合商和调度中心而言,大规模空调群的聚合功率是其最为关注的。而定变频空调的聚合功率只与当前时刻处于开机状态的空调有关,利用占空比 τ_{on} 表示单台空调在 t 时刻处于开机状态的概率,则单台定变频空调在运行周期内的平均用电功率表示为:

$$\hat{P}_{ff,i} = P_{ff,n,i} \tau_{on,i} \quad (12)$$

$$\tau_{on,i} = \frac{t_{on,i}}{t_{on,i} + t_{off,i}} = \frac{\ln(1 + x_{on,i})}{\ln(1 + x_{on,i}) + \ln(1 + x_{off,i})} \quad (13)$$

式中: $\hat{P}_{ff,i}$ 为第 i 台定变频空调在运行周期内的平均用电功率; $P_{ff,n,i}$ 为第 i 台定变频空调的额定功率; $\tau_{on,i}$ 为第 i 台定变频空调的占空比; $t_{on,i}$ 、 $t_{off,i}$ 分别为第 i 台定变频空调的开机时长和停机时长; $x_{on,i}$ 、 $x_{off,i}$ 参考式(10)和式(11)。

由于定变频空调在一个运行周期内的开停时间

比一般在 1:2 左右, 即满足 $x_{on,i} < x_{off,i}$, 式(13)可转化为不等式:

$$\frac{T_{out} - T_{set,ff,i} - \delta_{ff}/2}{\eta_i P_{ff,n,i} R_i} < \tau_{on,i} < \frac{T_{out} - T_{set,ff,i} + \delta_{ff}/2}{\eta_i P_{ff,n,i} R_i} \quad (14)$$

式中: $T_{set,ff,i}$ 为第 i 台定频空调的设定温度; η_i 为第 i 台定频空调的能效比; R_i 为第 i 台定频空调所在建筑物的等效热阻。

假设聚合定频空调数目 N_{ff} 足够大, 且每个空调独立运行, 当外界温度恒定时, N_{ff} 台定频空调在 t 时刻的聚合功率 $P_{ff,agg}(t)$ 可表示为:

$$P_{ff,agg}(t) = \sum_{i=1}^{N_{ff}} \hat{P}_{ff,i} = \sum_{i=1}^{N_{ff}} P_{ff,n,i} \tau_{on,i} \quad (15)$$

结合不等式(14)引入数学期望, 可得聚合功率的上限 $P_{ff,agg}^u$ 、下限 $P_{ff,agg}^d$ 分别为:

$$P_{ff,agg}^u = N_{ff} \frac{T_{out} - E(T_{set,ff}) + E(\delta_{ff})/2}{E(\eta)E(R)} \quad (16)$$

$$P_{ff,agg}^d = N_{ff} \frac{T_{out} - E(T_{set,ff}) - E(\delta_{ff})/2}{E(\eta)E(R)} \quad (17)$$

式中: $E(\cdot)$ 为数学期望。

进一步地, 定频空调群的聚合功率可以表示为:

$$P_{ff,agg} = \varphi P_{ff,agg}^u + (1 - \varphi) P_{ff,agg}^d = N_{ff} \frac{T_{out} - E(T_{set,ff}) + (\varphi - 1/2)E(\delta_{ff})}{E(\eta)E(R)} \quad (18)$$

式中: φ 为分配系数, $\varphi \in [0, 1]$ 。

分析式(18)可得, 定频空调负荷的聚合功率由空调设备数量 N_{ff} 、室外温度 T_{out} 、空调设定温度的期望值 $E(T_{set,ff})$ 、空调设定温度死区的期望值 $E(\delta_{ff})$ 、分配系数 φ 、空调能效比的期望值 $E(\eta)$ 以及空调建筑系统等效热阻的期望值 $E(R)$ 这几个变量共同决定。

1.2.2 变频空调聚合模型

与定频空调类似, 变频空调的负荷聚合调控方式默认选用调温控制。当变频空调在某一时刻的设定温度发生变化时, 其运行功率和室内温度也会随之改变。经过一段过渡时间, 空调恢复稳态, 则该过渡时段为变频空调调温的动态过程。假设动态过程持续时间较短, 变频空调聚合调控只需要考虑其稳态变化量, 则可忽略该动态过程。

假设在空调参与调控阶段室外温度保持恒定, 同时室内温度稳定为温度设定值, 将上述条件代入式(1), 可得稳定运行状态下变频空调的制冷量 $Q_{vf,set}$ 为:

$$Q_{vf,set} = (T_{out} - T_{set,vf})/R \quad (19)$$

根据单体变频空调负荷模型, 将式(19)代入式(5)、式(6), 可得变频空调在稳定运行时消耗的电

功率 $P_{vf,set}$ 为:

$$P_{vf,set} = k_p [(T_{out} - T_{set,vf})/R - \mu_q] / k_q + \mu_p \quad (20)$$

引入数学期望, 对 N_{vf} 台变频空调进行聚合, 则变频空调群的聚合功率 $P_{vf,agg}$ 为:

$$P_{vf,agg} = N_{vf} \left(E(k_p/k_q) \frac{T_{out} - E(T_{set,vf})}{E(R) - E(\mu_q)} + E(\mu_p) \right) \quad (21)$$

由式(21)可知, 变频空调负荷的聚合功率由空调设备数量 N_{vf} 、室外温度 T_{out} 、空调设定温度的期望值 $E(T_{set,vf})$ 、变频空调能效拟合系数的期望值 $E(k_p/k_q)$ 、 $E(\mu_p)$ 、 $E(\mu_q)$ 以及空调建筑系统等效热阻的期望值 $E(R)$ 这几个变量决定。

2 考虑用户互动意愿的空调群优化调控

2.1 定变频空调群调控模型

文中定变频空调群聚合调控方式为采用柔性调温控制削减负荷。当不考虑用户互动意愿度时, 负荷聚合调控可调潜力为设定温度期望调节前的聚合功率与调节后的功率差额, 如式(22)、式(23)所示。

$$\Delta \tilde{P}_{ff,agg} = P_{ff,agg0} - P_{ff,agg1} = N_{ff} \frac{E(T_{set1,ff}) - E(T_{set0,ff})}{E(\eta R)} = N_{ff} \frac{\Delta T_{set,ff}}{E(\eta R)} \quad (22)$$

$$\Delta \tilde{P}_{vf,agg} = P_{vf,agg0} - P_{vf,agg1} = N_{vf} E(k_p/k_q) \times \frac{E(T_{set1,vf}) - E(T_{set0,vf})}{E(R)} = N_{vf} E(k_p/k_q) \frac{\Delta T_{set,vf}}{E(R)} \quad (23)$$

式中: $\Delta \tilde{P}_{ff,agg}$ 、 $\Delta \tilde{P}_{vf,agg}$ 分别为不考虑互动意愿影响的定频空调、变频空调聚合负荷的客观调控潜力; $P_{ff,agg0}$ 、 $P_{ff,agg1}$ 分别为调温控制前、后的定频空调负荷聚合功率; $T_{set0,ff}$ 、 $T_{set1,ff}$ 分别为调温控制前、后的定频空调设定温度; $\Delta T_{set,ff}$ 为定频空调群的设定温度调整值; $P_{vf,agg0}$ 、 $P_{vf,agg1}$ 分别为调温控制前、后的变频空调负荷聚合功率; $T_{set0,vf}$ 、 $T_{set1,vf}$ 分别为调温控制前、后的变频空调设定温度; $\Delta T_{set,vf}$ 为变频空调群的设定温度调整值。

2.2 考虑互动意愿的空调可调潜力计算

空调可调潜力计算需要考虑客观和主观两方面的因素, 客观因素为空调负荷本身的可调潜力, 主观因素为用户参与调控响应的互动意愿度。随着电力市场的开放与发展, 电价波动将逐步趋近于供需曲线, 此时用户参与调控响应的互动意愿度主要受电价敏感度影响。考虑到其他相关因素, 如不同日类型下商业区的营业状况及人流量等, 引入放大系数 α 表征这些额外因素对用户互动意愿的影响, 从而修正用户互动意愿。实际工程应用时, 可

根据应用场景具体情况优化 α 取值,提高用户互动意愿计算的准确度。

用户的电价敏感度由用户预期电价和真实电价共同决定。真实电价不高于用户预期电价时,用户电价敏感度较低,其互动意愿小于等于0;反之,真实电价高于用户预期电价时,用户电价敏感度上升,用户开始参与调控响应以降低用电成本,且预期电价与真实电价的差值越大,用户互动意愿越高。在需求响应事件中,将参与调控响应的用户进行场景和日类型分类,其中场景分为工业区、商业区和居民区,日类型分为工作日和非工作日,则用户电价敏感度,即用户参与调控响应的互动意愿度可表示为:

$$\psi_{jk} = \alpha_{jk} \left(e^{\frac{p_{t,j,k}}{p_{m,j,k}} - 1} - e^{\frac{p_{b,j,k}}{p_{m,j,k}} - 1} \right) \quad (24)$$

式中: ψ_{jk} 为第 k 种日类型下第 j 个场景的用户意愿度; α_{jk} 为第 k 种日类型下第 j 个场景的放大系数,表征除电价以外其他因素对用户互动意愿的影响; $p_{t,j,k}$ 为当前真实电价; $p_{m,j,k}$ 为峰时电价; $p_{b,j,k}$ 为基础电价,即用户预期电价。

用户参与调控响应的互动意愿与场景用能特征有关,且会随着场景 j 与日类型 k 的变化而改变。根据用户互动意愿确定空调弹性温度可调区间,计算方法为:

$$\begin{cases} \Delta T_{j,k} = \psi_{jk} (T_{j,k}^{u,0} - T_{j,k}^{d,0}) \\ T_{j,k}^u = T_{j,k}^{u,0} + \Delta T_{j,k} \\ T_{j,k}^d = T_{j,k}^{d,0} - \Delta T_{j,k} \end{cases} \quad (25)$$

式中: $T_{j,k}^{u,0}$ 、 $T_{j,k}^{d,0}$ 分别为初始可调温度上、下限; $T_{j,k}^u$ 、 $T_{j,k}^d$ 分别为考虑用户互动意愿的可调温度上、下限; $\Delta T_{j,k}$ 为随用户互动意愿而改变的温度调整量。

考虑客观和主观两方面的因素,基于1.2节提出的定变频空调聚合模型,计算 t 时刻第 k 种日类型下 n 个场景的空调负荷可调潜力,即空调负荷总削减量 $\Delta P_{agg,n,k}(t)$ 为:

$$\Delta P_{agg,n,k}(t) = \sum_{j=1}^n \psi_{jk} \Delta \tilde{P}_{agg,j,k}(t) = \sum_{j=1}^n \psi_{jk} (\Delta \tilde{P}_{ff,agg,j,k}(t) + \Delta \tilde{P}_{vf,agg,j,k}(t)) \quad (26)$$

$$\Delta \tilde{P}_{ff,agg,j,k}(t) = N_{ff,j} \Delta T_{set,ff,j,k}(t) / E_j(\eta R) \quad (27)$$

$$\Delta \tilde{P}_{vf,agg,j,k}(t) = N_{vf,j} E_j(k_p/k_q) \frac{\Delta T_{set,vf,j,k}(t)}{E_j(R)} \quad (28)$$

式中: $N_{ff,j}$ 、 $N_{vf,j}$ 分别为第 j 个场景的定频空调和变频空调数目; $\Delta \tilde{P}_{agg,j,k}(t)$ 为 t 时刻不考虑用户互动意愿影响的空调聚合负荷的客观调控潜力;

$\Delta \tilde{P}_{ff,agg,j,k}(t)$ 、 $\Delta \tilde{P}_{vf,agg,j,k}(t)$ 分别为 t 时刻不考虑用户互动意愿影响的定频空调和变频空调聚合负荷的客观调控潜力; $\Delta T_{set,ff,j,k}(t)$ 、 $\Delta T_{set,vf,j,k}(t)$ 分别为 t 时刻第 k 种日类型下第 j 个场景的定频空调和变频空调群的设定温度调整值; $E_j(\cdot)$ 为第 j 个场景的变量期望值。

2.3 空调群的优化调控策略

2.3.1 优化调控策略

虽然空调负荷具有分散性特征,但可以通过负荷聚合商进行集中控制。如在需求响应事件中,负荷聚合商可通过用户端的智能负控终端实时监测空调负荷信息,并上传至调度中心,调度中心向负荷聚合商发布调度指令,负荷聚合商通过智能负控终端再对其管辖区域的空调负荷资源进行统一调度与控制。采用温度柔性调节的空调群分层分区调控系统如图1所示。

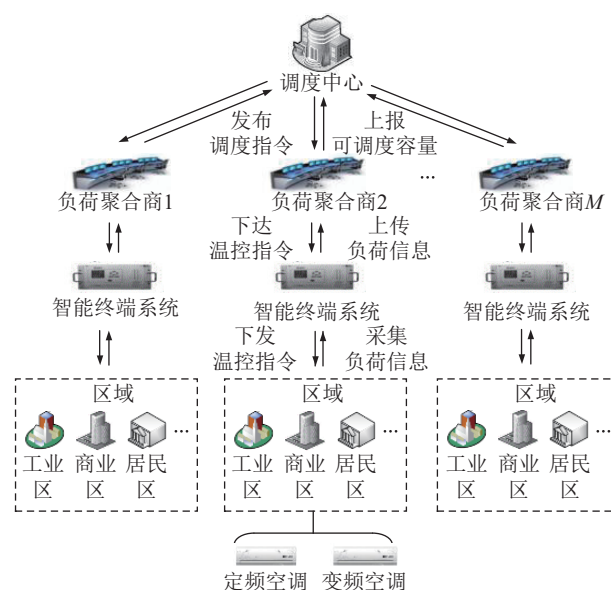


图1 采用温度柔性调节的空调群分层分区调控系统
Fig.1 Flexible temperature-regulated air conditioning group control system based on hierarchical partition

在负荷聚合商对空调负荷资源的统一调控层面,将负荷聚合商作为算法执行者,综合其管辖区域的建筑类型、空调种类与容量及用户互动意愿度,统一采用温度控制的调控方式,以调度中心发布的调度指令与空调负荷总削减量之差最小为目标,利用寻优算法计算每个场景下空调的设定温度调整值。最后,负荷聚合商通过智能负控终端向各场景发布温度调整值,实现空调群柔性调控。

2.3.2 策略求解

定变频空调群分层调控模型是典型的非线性多变量多约束模型,可以利用基于种群的随机优化算法进行求解。麻雀搜索算法(sparrow search

algorithm, SSA)具有收敛精度高、收敛速度快、鲁棒性强等特点, 在非线性和多约束问题中优于粒子群算法等群寻优算法, 但易陷入局部最优。融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法(osprey-Cauchy-sparrow search algorithm, OCSSA)结合鱼鹰优化算法(osprey optimization algorithm, OOA)和柯西变异(Cauchy mutation, CM)策略^[36], 能有效解决 SSA 陷入局部最优的问题。采用 OCSSA 计算第 k 种日类型下 n 个场景的定变频空调设定温度调整值, 优化目标为空调负荷总削减量与调度中心发布的调度指令误差 F 最小, 则设目标函数为:

$$\begin{cases} \min F(\Delta T_{\text{set},\text{ff},j,k}(t), \Delta T_{\text{set},\text{vf},j,k}(t)) = \\ \int_0^l (\Delta P_{\text{agg},k}(t) - \Delta P_k^*(t))^2 dt \\ \text{s.t.} \quad \mathbf{d} \leq \Delta \mathbf{T}_{\text{set},k} \leq \mathbf{u} \end{cases} \quad (29)$$

式中: l 为时间窗的长度; $\Delta P_k^*(t)$ 为 t 时刻第 k 种日类型下调度中心发布的调度指令; $\Delta \mathbf{T}_{\text{set},k} = [T_{\text{set},1,k} \cdots T_{\text{set},j,k} \cdots T_{\text{set},n,k}]$ 为温度调整值的 n 维向量, 其中 $T_{\text{set},j,k}$ 为第 k 种日类型下第 j 个场景的温度调整值; $\mathbf{u} = [u_{1,k} \cdots u_{j,k} \cdots u_{n,k}]^T$ 、 $\mathbf{d} = [d_{1,k} \cdots d_{j,k} \cdots d_{n,k}]^T$ 分别为温度调整值上、下限的 n 维向量, 其中 $u_{j,k}$ 、 $d_{j,k}$ 分别为第 k 种日类型下第 j 个场景的温度调整值上、下限。

假设 3 个场景的初始设定温度均为 $T_{\text{set}0}$, 第 k 种日类型下 n 个场景的空调负荷最大可削减量 $\Delta P_{\text{max},k}^*(t)$ 为:

$$\Delta P_{\text{max},k}^*(t) = \sum_{j=1}^n \psi_{j,k} u_{j,k} \left(\frac{N_{\text{ff},j}}{E_j(\eta R)} + \frac{N_{\text{vf},j}}{E_j((k_q/k_p)R)} \right) \quad (30)$$

调度中心发布的调度指令与最大可削减量的关系可表示为:

$$\Delta P_k^*(t) = \lambda \Delta P_{\text{max},k}^*(t) \quad (31)$$

式中: λ 为考虑调度成本最小或调度收益最大、系统峰荷最小或峰谷差最小等除用户意愿度的其他影响因素系数, $\lambda \in (0, 1)$ 。

采用 OCSSA 求解定变频空调群分层分区调控模型的计算步骤如下。

(1) 输入优化问题的目标函数, 即式(29)。

(2) 设置群体大小 N 、最大迭代次数 I_{max} 、发现者比率 P_{PD} 、加入者比率 P_{SD} 、警戒阈值 R_2 、安全阈值 R_{ST} 等参数。

(3) 用 Logistic 混沌映射策略算法初始化麻雀种群, 即:

$$x_{c+1} = \sigma x_c (1 - x_c) \quad (32)$$

式中: x_c 为 $(0, 1]$ 之间的随机数; x_{c+1} 为 x_c 的映射函

数; σ 为可调参数, $\sigma \in (0, 4]$, 文中取 3.98, 以保证初始序列的均匀分布。

(4) 计算每只麻雀的个体适应度值并对其进行排序, 以确定全局最佳适应度 f_g 和最差适应度 f_w 。

(5) 利用 OOA 第一阶段的位置更新公式更新发现者的位置, 即:

$$p_{a,b,c+1} = p_{a,b,c} + r_{a,b}(r'_{a,b} - I_{a,b} p_{a,b,c}) \quad (33)$$

$$p_{a,b,c+1} = \begin{cases} p_{a,b,c+1} & o_b^d \leq p_{a,b,c+1} \leq o_b^u \\ o_b^d & p_{a,b,c+1} < o_b^d \\ o_b^u & p_{a,b,c+1} > o_b^u \end{cases} \quad (34)$$

式中: $p_{a,b,c}$ 、 $p_{a,b,c+1}$ 分别为发现者个体 a 在第 b 维更新前、后的位置; $r_{a,b}$ 、 $r'_{a,b}$ 为个体 a 在第 b 维生成的 $[0, 1]$ 之间的随机数; $I_{a,b}$ 为个体 a 在第 b 维生成的集合 $\{1, 2\}$ 中的随机数; o_b^u 、 o_b^d 分别为第 b 维的寻优上、下边界。

(6) 利用 CM 策略更新加入者的位置, 即:

$$S_{a,b,c+1} = P_{\text{best},c} + C(0, 1) \oplus P_{\text{best},c} \quad (35)$$

式中: $S_{a,b,c+1}$ 为更新后加入者的新位置; $C(0, 1)$ 为标准柯西分布函数; \oplus 为乘法运算; $P_{\text{best},c}$ 为更新前拥有最佳适应度的发现者个体的位置。

(7) 计算意识到危险的个体更新后的位置信息, 即:

$$X_{a,b,c+1} = \begin{cases} X_{\text{best},c} + \beta |X_{a,b,c} - X_{\text{best},c}| & f_a > f_g \\ X_{a,b,c} + I' \frac{X_{a,b,c} - X_{\text{worst},c}}{(f_a - f_w) + I''} & f_a = f_g \end{cases} \quad (36)$$

式中: $X_{a,b,c}$ 、 $X_{a,b,c+1}$ 分别为个体 a 意识到危险更新前、后的位置; $X_{\text{best},c}$ 、 $X_{\text{worst},c}$ 分别为更新前最佳、最差适应度的个体位置; β 为服从 $N(0, 1^2)$ 的随机数; I' 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数, 其正负表示个体移动方向, 大小表示步长控制参数; I'' 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; f_a 为个体 a 的适应度值。

(8) 计算麻雀的个体适应度, 若比之前的适应度值好, 则更新。

(9) 判断是否满足迭代终止条件 $c < I_{\text{max}}$, 若满足, 则输出最佳适应度 f_g 和最佳位置 X_{best} ; 若不满足, 则返回步骤(3)。

2.3.3 实现流程

基于用户互动意愿的第 k 种日类型下空调群优化调控方法实现流程如图 2 所示。

具体步骤如下。

(1) 获取负荷聚合商管辖区域内的场景空调参数及分时电价数据。

(2) 利用分时电价计算各场景用户互动意愿度和弹性温度可调区间, 根据调度中心下发的调度时段, 得出各场景在调控时段内的温度调整值范围,

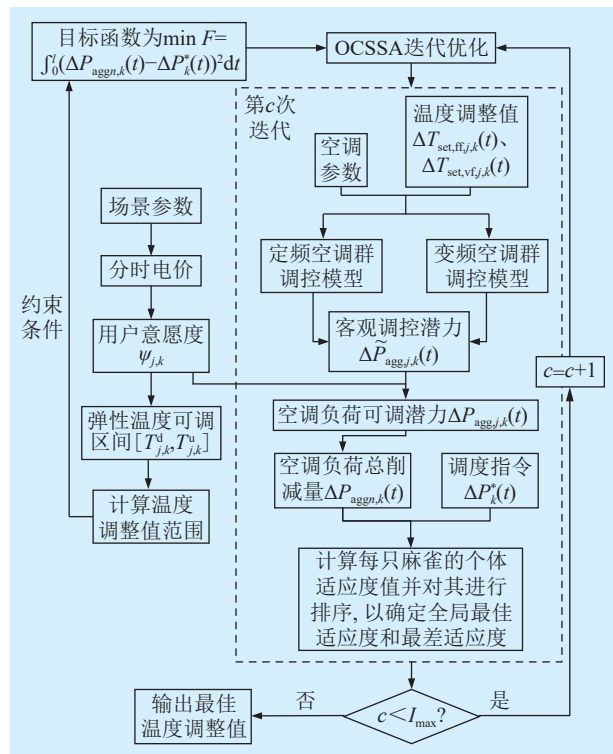


图2 基于用户互动意愿的空调群优化调控流程

Fig.2 Air conditioning group optimisation and control process based on willingness of user interaction

将其作为约束条件输入目标函数,并采用 OCSSA 进行求解。

(3) 依据温度调整上限约束计算调度中心发布的调度指令,将温度调整值作为求解变量,以空调负荷总削减量与调度中心发布的调度指令误差最小为目标,迭代计算全局最佳适应度。

(4) 当满足迭代次数条件时,OCSSA 迭代优化所输出的最佳个体,即为最佳温度调整值,得出削减指令的最优分配。

3 算例分析

3.1 场景设定

将某负荷聚合商管辖区域分为大型工业区、商

业区及居民区 3 个场景,对每个场景进行负荷摸排,得出定变频空调设备的具体参数和仿真配置,如表 1 所示。其中,实际变频空调能效拟合系数 μ_p 、 μ_q 近似为 0,参数 $E_j(k_q/k_p)$ 取值可近似为变频空调能效比的数学期望。

表 1 场景空调参数

Table 1 Air conditioning parameters in the scenarios

场景类型	定频空调		变频空调		$E_j(R)$
	$N_{ff,j}$	$E_j(\eta)$	$N_{vf,j}$	$E_j(k_q/k_p)$	
大型工业区	100	2.6	50	3.5	0.028 6
商业区	150	2.8	150	3.7	0.028 2
居民区	3 000	2.7	3 000	3.4	2.760 0

3.2 互动意愿度计算

考虑工作日和非工作日 2 种日类型, $k=1$ 表示选取调控日为工作日, $k=2$ 为非工作日。在计算 3 个场景的用户参与调控响应的互动意愿度时,将分时电价作为真实电价,大型工业区和商业区的代理购电价格作为用户预期电价即基础电价,居民区的基础电价为平时电价。3 个场景的分时电价和基础电价对应的时间段如表 2 所示。

大型工业区的放大系数 $\alpha_{1,1}$ 和 $\alpha_{1,2}$ 均取 1.5;商业区由于客流量的差异在非工作日的电价敏感度低于工作日,其放大系数 $\alpha_{2,1}$ 和 $\alpha_{2,2}$ 分别取 1.5 和 1;居民区的放大系数 $\alpha_{3,1}$ 和 $\alpha_{3,2}$ 均取 4,得到用户互动意愿度计算结果如图 3 所示。为方便分析,对用户互动意愿度 ψ 的取值进行状态分区:当 $\psi \in [-1,0)$ 时,用户互动意愿呈消极状态;当 $\psi \in [0,0.3]$ 时,用户互动意愿呈中立状态;当 $\psi \in (0.3,0.6]$ 时,用户互动意愿较为积极;当 $\psi \in (0.6,1]$ 时,用户互动意愿呈积极状态。

由于不同场景用电行为特征差异,各场景呈现出的互动意愿积极时段和对应的最高意愿度有所不同。分析图 3 所示的互动意愿度结果,以工作日为例,08:00—11:00 和 17:00—22:00 属于大型工业

表 2 场景的分时电价与基础电价

Table 2 Time-of-use electricity prices and basic electricity prices in the scenarios

场景类型	峰时		平时		谷时		基础电价/ [元·(kW·h) ⁻¹]
	电价/ [元·(kW·h) ⁻¹]	时间段	电价/ [元·(kW·h) ⁻¹]	时间段	电价/ [元·(kW·h) ⁻¹]	时间段	
大型工业区	1.082	08:00—11:00、 17:00—22:00	0.629	11:00—17:00、 22:00—24:00	0.263	00:00—08:00	0.440
商业区	1.125	10:00—12:00、 14:00—20:00	0.654	08:00—10:00、12:00— 14:00、20:00—24:00	0.274	00:00—08:00	0.440
居民区 (工作日)	0.620	08:00—10:00、 18:00—22:00	0.520	10:00—18:00、 22:00—24:00	0.340	00:00—08:00	0.520
居民区 (非工作日)	0.620	11:00—17:00、 20:00—22:00	0.520	08:00—11:00、17:00— 20:00、22:00—24:00	0.340	00:00—08:00	0.520

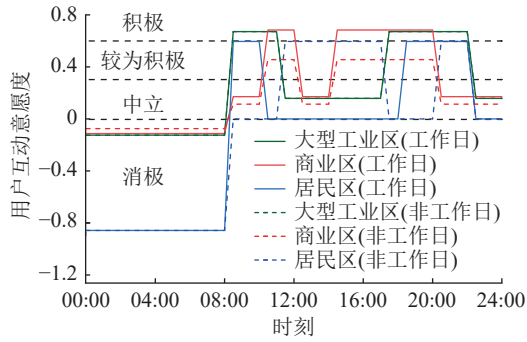


图3 不同日类型下3个场景的用户互动意愿度

Fig.3 Willingness of user interaction in three scenarios under different day types

区用电高峰期,此时处于峰时电价阶段,对应最高意愿度为0.671,用户互动意愿呈积极状态。商业区一天中的峰时电价出现在其集中营业时间10:00—12:00、14:00—20:00,此时空调用户受峰时电价影响,意愿度达到峰值0.684,用户互动意愿呈积极状态。居民区用户受上下班时间影响,集中用电时段出现在08:00—10:00与18:00—22:00,受电价影响意愿度达到峰值0.596,用户互动意愿较为积极。由此看出,日类型为工作日时,商业区意愿度峰值最大,互动意愿最为强烈。

在日类型方面,大型工业区在工作日与非工作日的互动意愿积极时段和意愿度无明显差别;商业区的互动意愿积极时段也无明显差别,但受客流量影响,非工作日的意愿度明显低于工作日,且最高意愿度由积极下降为较为积极。居民区由于日类型用电时段的差异,非工作日的互动意愿积极时段变为11:00—17:00与20:00—22:00,但意愿度值与工作日无明显差别。综上,互动意愿度计算结果与不同场景用户的实际情况基本相符。

3.3 调控策略与结果分析

假设3个场景的初始设定温度均为26℃,根据用户处于最佳舒适度状态的人体热舒适指标区间,求得相应最佳舒适室内温度为24.8~27.3℃,将其作为初始可调温度区间。结合2.2节提出的弹性温度可调区间确定方法,假设用户互动意愿消极阶段不参与调控,计算得出当前用户互动意愿度条件下的弹性温度可调区间,如图4所示。

分析图4可得,用户弹性温度可调区间随其参与调控的意愿状态变化。以图4(a)中的工作日为例,大型工业区在互动意愿呈中立状态的时段,空调温度可调节范围为24.4~27.7℃,略大于初始可调温度区间。在互动意愿积极时段,用户愿意适当牺牲一部分热舒适度以减少电费支出,此时可调节温度范围为23.1~29.0℃。

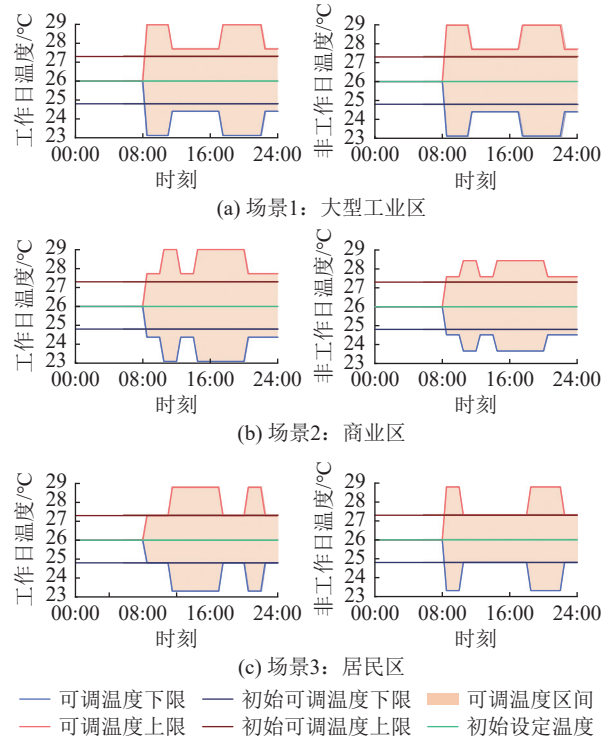


图4 多场景用户在不同日类型下的弹性温度可调区间
Fig.4 Elastic temperature adjustable intervals for users in each scenario under different day types

3.3.1 工作日调控时段

在工作日的19:30—20:30时段,该负荷聚合商管辖区域的空调负荷最大可削减量 $\Delta P_{\max,k}^*(t)$ 约为10800kW,取影响因素系数 $\lambda=0.7$,得到该时段调度中心发布的削减负荷量为7500kW。此时,大型工业区、商业区互动意愿呈积极状态,居民区互动意愿呈较为积极状态,用户互动意愿度分别为0.671、0.684、0.596。由图4可知,该时段取温度调整值上限向量 $\mathbf{u} = [-2.9 \ -2.9 \ -2.7]^T$ 、下限向量 $\mathbf{d} = [3 \ 3 \ 2.8]^T$ 。

设置算法最大迭代次数 I_{\max} 为1000,群体大小 N 为100,利用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)、SSA、OCSSA 3种优化算法求得工作日调控时段的最优调控策略,结果如表3所示,算法收敛曲线对比如图5所示。经过对比分析可以得出,在工作日调控模型求解中,OCSSA的收敛性最好,求得的调控最优解精度最佳,即空调负荷总削减量与调度指令的误差绝对值最小。

基于OCSSA的工作日调控时段的最优调控结果见图6。当调度指令为削减负荷7500kW时,算法求得3个场景的空调负荷削减总量为7515.113kW,与指令的误差为-0.202%,能够满足削减负荷指令要求。大型工业区空调负荷削减量为2571.29kW,占削减总量的34.21%;商业区空调负荷削减量为4751.47kW,在削减总量中占比高达63.23%;而居

表3 3种优化算法下工作日调控时段的最优调控策略计算结果

Table 3 Calculation results of optimal regulation strategies for control period on working days under three optimization algorithms

优化算法	最优温度调整值 { $\Delta T_{set,ff,1,1}, \Delta T_{set,vf,1,1}, \Delta T_{set,ff,2,1}, \Delta T_{set,vf,2,1}, \Delta T_{set,ff,3,1}, \Delta T_{set,vf,3,1}$ }/°C	最优值下空 调负荷总削 减量/kW	与调度 指令的 误差/%
PSO	{1.97, 2.19, 1.81, 1.91, 2.11, 1.93}	7 530.732	-0.410
SSA	{2.10, 2.11, 1.81, 2.11, 1.98, 1.89}	7 481.460	0.247
OCSSA	{2.07, 2.14, 1.87, 2.10, 2.00, 1.85}	7 515.113	-0.202

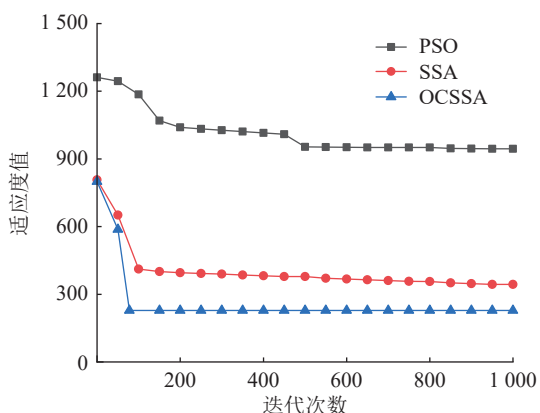


图5 3种优化算法下工作日调控时段的收敛曲线对比
Fig.5 Convergence curve comparison for control period on working days under three optimization algorithms

民区虽参与调控意愿较为积极,但其空调负荷量在3个场景的空调负荷总量中占比较低,因此空调负荷削减总量为192.35 kW,仅占削减总量的2.56%。

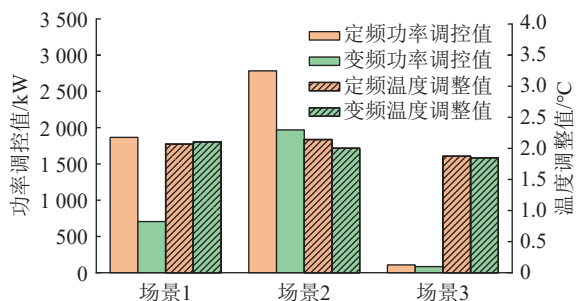


图6 基于OCSSA的工作日调控时段的最优调控策略计算结果

Fig.6 OCSSA-based calculation results of the optimal control strategy for control period on working days

3.3.2 非工作日调控时段

在非工作日的14:00—15:00时段,该负荷聚合商管辖区域的空调负荷最大可削减量 $\Delta P_{max,k}^*(t)$ 约为4.4 MW,取影响因素系数 $\lambda = 0.8$,得到该时段调度中心发布的削减负荷量为3 500 kW。此时,商业区与居民区互动意愿呈较为积极状态,工业区呈中立状态,用户互动意愿度分别为0.158、0.456、0.596。由图4可知,该时段取温度调整值上限向量 $u =$

$[1.7 \ 2.4 \ 2.8]^T$ 、下限向量 $d = [-1.6 \ -2.3 \ -2.7]^T$ 。

算法最大迭代次数和群体大小设置同工作日时段,利用PSO、SSA、OCSSA 3种优化算法求得非工作日调控时段的最优调控策略,结果如表4所示,算法收敛曲线对比如图7所示。经过对比分析可以得出,在非工作日调控模型求解中,OCSSA的收敛性同样最好,调控最优解精度最佳。

表4 3种优化算法下非工作日调控时段的最优调控策略计算结果

Table 4 Calculation results of optimal regulation strategies for non-working days regulation period under the three optimization algorithms

优化算法	最优温度调整值 { $\Delta T_{set,ff,1,2}, \Delta T_{set,vf,1,2}, \Delta T_{set,ff,2,2}, \Delta T_{set,vf,2,2}, \Delta T_{set,ff,3,2}, \Delta T_{set,vf,3,2}$ }/°C	最优值下空 调负荷总削 减量/kW	与调度 指令的 误差/%
PSO	{1.27, 1.89, 1.93, 1.18, 2.11, 2.09}	3 590.059	-2.573
SSA	{1.24, 1.83, 2.22, 1.34, 2.11, 2.16}	3 564.229	-1.835
OCSSA	{1.23, 1.86, 2.01, 1.27, 2.06, 2.06}	3 532.000	-0.914

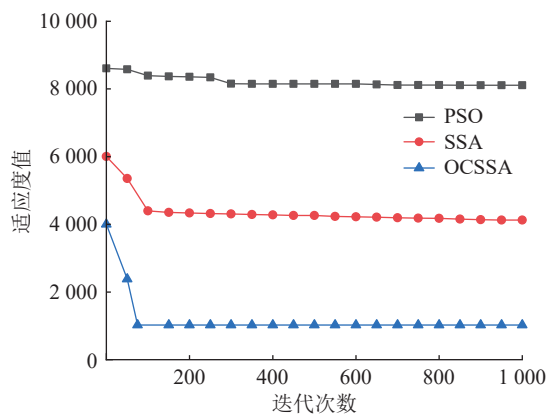


图7 3种优化算法下非工作日调控时段的收敛曲线对比
Fig.7 Convergence curve comparison for control period on non-working days under three optimization algorithms

基于OCSSA的非工作日调控时段的最优调控结果如图8所示。当调度指令为削减负荷3 500 kW时,算法求得3个场景的空调负荷削减总量为3 532 kW,与指令的误差为-0.914%,能够满足削减负荷指令要求。此时大型工业区由于互动意愿中立,空调负荷削减量为360.85 kW,仅占削减总量的10.22%;商业区空调负荷削减量为2 961.24 kW,在削减总量中占比高达83.84%;居民区空调负荷削减总量为209.91 kW,仅占削减总量的5.94%。

由PSO、SSA、OCSSA 3种优化算法下2种日类型调控时段的最优调控策略计算结果可知,OCSSA在非线性多变量多约束问题中的计算精度明显优于PSO与SSA,适用于负荷场景与空调种类差异化的非线性空调系统参数优化问题,有利于空调负荷最优调控策略求解。

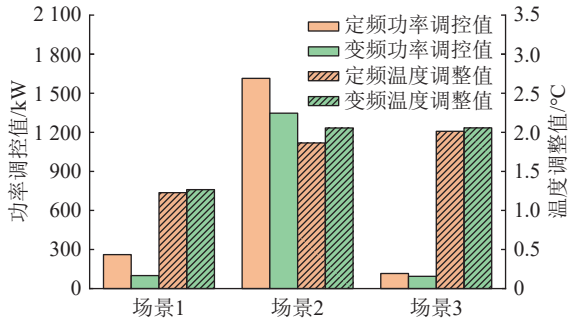


图8 基于 OCSSA 的非工作日调控时段的最优调控策略计算结果

Fig.8 OCSSA-based calculation results of the optimal control strategy for control period on non-working days

3.4 不考虑互动意愿与考虑互动意愿调控对比

以 3.3.2 节非工作日调控时段为例, 对比分析不考虑用户互动意愿与考虑互动意愿 2 种条件下的空调负荷调控结果。设置调度中心发布的负荷削减指令为 3 500 kW。当不考虑互动意愿时, 3 个场景的用户互动意愿均取 1, 由式(23)计算出空调温度可调节范围为 22.3~29.8 °C, 则温度调整值上限向量 $u = [3.8 \ 3.8 \ 3.8]^T$ 、下限向量 $d = [-3.7 \ -3.7 \ -3.7]^T$ 。

设置算法最大迭代次数 I_{max} 为 1 000, 群体大小 N 为 100, 利用 OCSSA 求得考虑用户互动意愿时非工作日调控时段的调控策略, 并与 3.3.2 节考虑用户互动意愿的最优调控策略进行对比, 结果见表 5。

表 5 不考虑互动意愿与考虑互动意愿的非工作日调控时段最优调控策略计算结果

Table 5 Calculation results of optimal control strategies for control period on non-working days without considering willingness of user interaction vs. considering willingness of user interaction

是否考虑互动意愿	场景 j	最优温度调整值/°C		最优功率调控值/kW	
		定频空调	变频空调	定频空调	变频空调
不考虑互动意愿	1	1.98	2.32	420.710	183.097
	2	1.71	1.93	1 481.310	1 265.212
	3	1.80	1.71	103.611	78.170
考虑互动意愿	1	1.23	1.27	260.887	99.967
	2	1.86	2.06	1 614.027	1 347.212
	3	2.01	2.06	115.893	94.015

是否考虑互动意愿	场景 j	场景总最优调控值/kW	最优值下空调负荷总削减量/kW	与调度指令的误差/%
不考虑互动意愿	1	603.807		
	2	2 746.522	3 532.110	-0.920
	3	181.781		
考虑互动意愿	1	360.840		
	2	2 961.239	3 532.000	-0.910
	3	209.908		

虽然不考虑互动意愿与考虑互动意愿时的负荷削减目标总量差异不大, 但当不考虑用户意愿度时, 大型工业区定频空调与变频空调的最优温度调整值分别为 1.98 °C 和 2.32 °C, 实际已超出考虑互动意愿时的温度调整上限。当大型工业区用户在互动意愿中立时段、不考虑用户意愿度时, 空调负荷削减量虽然比考虑互动意愿时的削减量高出 67.33%, 但却是通过牺牲用户舒适度达到的, 这在实际工程应用时可能影响工业区生产活动。当不考虑用户意愿度时, 商业区定频空调与变频空调的最优温度调整值分别为 1.71 °C 和 1.93 °C, 与考虑用户意愿度相比有所下降。当商业区在互动意愿较为积极时段、不考虑用户意愿度时, 空调负荷削减量比考虑互动意愿时下降了 7.25%, 这意味着该时段商业区场景的调控潜力未被充分利用。而居民区在不考虑用户意愿度时定频空调与变频空调的最优温度调整值分别为 1.80 °C 和 1.71 °C, 其空调负荷削减量比考虑互动意愿时下降了 13.4%, 这意味着如果不考虑互动意愿, 尽管居民区用户在该日类型的互动意愿最高时段愿意牺牲舒适度以追求经济性目标, 但实际调控结果并未充分利用其调控潜力, 从而未达到经济性最佳。

综上, 当不考虑互动意愿时, 互动意愿本身较低的场景易被强制牺牲舒适度以响应负荷削减需求, 而互动意愿较高的场景虽本身对舒适度要求不高, 但其空调负荷的调控潜力可能未得到充分利用, 即不能达到场景的经济性目标。相比之下, 考虑用户互动意愿的空调负荷调控策略能够兼顾用户的舒适性和经济性需求。

4 结论

文中基于定变频空调差异化工作状态, 构建了空调单体模型与聚合模型, 量化了不同场景、不同日类型以及分时电价下定变频空调的互动意愿度, 在互动意愿的约束下提出定变频空调群调控策略与求解方法。以大型工业区、商业区及居民区 3 个典型场景开展算例分析, 主要结论如下:

(1) 面向工程应用构建的定变频空调聚合模型与调控模型, 在场景空调参数已知的条件下, 能根据设定温度调整值直接计算出空调群调控潜力, 基于 OCSSA 计算的调控精度可达 $\pm 1\%$, 计算简单, 结果可靠。

(2) 所提出的用户互动意愿度的量化计算方法充分考虑了用户对动态分时电价的敏感度, 能反映不同场景在不同日类型下的用户互动意愿, 为可调

温度区间、调控时段及削减指令的计算选取提供依据,适用于多场景定变频空调调控潜力深度挖掘。

值得说明的是,由于文中设定空调温度调控精度较高,算例所示最优温度调整值与负荷削减量仅为理论计算结果,后续可根据工程实践需求调整精度设置。

参考文献:

- [1] 曾诗鸿,李根,翁智雄,等.面向碳达峰与碳中和目标的中国能源转型路径研究[J].环境保护,2021,49(16):26-29.
ZENG Shihong, LI Gen, WENG Zhixiong, et al. Research on China's energy transition path towards the goals of carbon peak and carbon neutrality[J]. Environmental Protection, 2021, 49(16): 26-29.
- [2] 贾宏杰,穆云飞.新型电力系统中的综合能源关键技术[J].全球能源互联网,2023,6(5):445-446.
JIA Hongjie, MU Yunfei. Key technologies of integrated energy in new power system[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2023, 6(5): 445-446.
- [3] 郭峰,王悦,陆鑫,等.含高比例风电的新型电力系统的经济运行及储能配置[J].智慧电力,2023,51(11):76-82.
GUO Feng, WANG Yue, LU Xin, et al. Economic operation and energy storage configuration of new power system with high penetration of wind power[J]. Smart Power, 2023, 51(11): 76-82.
- [4] 王永利,韩煦,刘晨,等.基于生-光耦合利用的乡村电-热综合能源系统规划[J].电力建设,2023,44(3):1-14.
WANG Yongli, HAN Xu, LIU Chen, et al. Rural electricity-heat integrated energy system planning based on coupling utilization of biomass and solar resources[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(3): 1-14.
- [5] HUANG S, YE Y Y, WU D, et al. An assessment of power flexibility from commercial building cooling systems in the United States[J]. Energy, 2021, 221: 119571.
- [6] 吴桐,惠红勋,张洪财.商业建筑空调系统参与城市电网负荷调控综述[J].中国电力,2023,56(7):1-11.
WU Tong, HUI Hongxun, ZHANG Hongcai. Review of commercial air conditioners for participating in urban grid regulation[J]. Electric Power, 2023, 56(7): 1-11.
- [7] 葛罗,冯焯,胡凯,等.新型电力系统下空调负荷聚合建模及可调控潜力评估[J].浙江电力,2023,42(4):45-53.
GE Luo, FENG Xuan, HU Kai, et al. Air conditioning load aggregation modeling and the schedulable potential evaluation in the context of new-type power system[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(4): 45-53.
- [8] 何俊,傅广努,黄海涛.多重响应潜力影响因素作用下的变频空调负荷调控方案[J].现代电力,2023,40(4):495-504.
HE Jun, FU Guangnu, HUANG Haitao. Load control scheme of inverter air conditioner under the influence of multiple response potential factors[J]. Modern Electric Power, 2023, 40(4): 495-504.
- [9] 陈国平,李明节,董昱,等.构建新型电力系统仿真体系研究[J].中国电机工程学报,2023,43(17):6535-6551.
CHEN Guoping, LI Mingjie, DONG Yu, et al. Research on the simulation technology architecture for the new-type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(17): 6535-6551.
- [10] 唐陇军,陈子墨,朱兰,等.考虑碳交易的定、变频空调负荷降碳能力研究[J].电测与仪表,2024,61(6):26-35.
TANG Longjun, CHEN Zimo, ZHU Lan, et al. Research on the carbon reduction capacity of fixed and variable frequency air conditioners considering carbon trading[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(6): 26-35.
- [11] 杨秀,卢炜,余文昶,等.智能小区居民负荷参与优化调度及控制策略研究[J].电力系统保护与控制,2023,51(21):22-34.
YANG Xiu, LU Wei, YU Wenchang, et al. Optimal dispatching and control strategies for residential load of intelligent communities[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(21): 22-34.
- [12] 张冲标,高博,漆淘懿,等.基于变频空调的虚拟储能建模与控制[J].电力科学与技术学报,2023,38(4):240-249.
ZHANG Chongbiao, GAO Bo, QI Taoyi, et al. Modelling and control of virtual energy storage based on the inverter air conditioner[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(4): 240-249.
- [13] LU S Y, ZHANG B Q, MA L F, et al. Economic load-reduction strategy of central air conditioning based on convolutional neural network and pre-cooling[J]. Energies, 2023, 16(13): 5035.
- [14] LI J L, GU C H, WEI X Y, et al. An IoT-based thermal modelling of dwelling rooms to enable flexible energy management[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(5): 3550-3560.
- [15] RASTEGAR-MOGHADAM M, FARZANEH Y, YASOUBI S M. Thermal modeling of an office environment with variable volume air condition system using zonal method for control system applications[J]. Energy Efficiency, 2024, 17(4): 28.
- [16] JIN Z N, ZHENG Y H, ZHANG Y. A novel method for building air conditioning energy saving potential pre-estimation based on thermodynamic perfection index for space cooling[J]. Journal of Asian Architecture and Building Engineering, 2023, 22(4): 2348-2364.
- [17] 潘迪涵,董联鑫,范帅,等.基于二阶ETP解析解的空调-建筑电热耦合系统辨识方法[J].电力系统自动化,2023,47(11):77-87.
PAN Dihan, DONG Lianxin, FAN Shuai, et al. Identification method for air-conditioning-building electrothermal coupling system based on second-order equivalent thermal parameter analytical solution[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(11): 77-87.

- [18] 包宇庆, 成丽珉. 空调负荷二阶等效热参数模型参数辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(11): 37-43.
BAO Yuqing, CHENG Limin. Parameter identification method of second-order equivalent thermal parameter model for air conditioning loads[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(11): 37-43.
- [19] LI Q F, ZHAO Y H, YANG Y W, et al. Demand-response-oriented load aggregation scheduling optimization strategy for inverter air conditioner[J]. Energies, 2023, 16(1): 337.
- [20] 韩帅, 卢健斌, 吴宁, 等. 基于深度强化学习技术的空调用户无感调控研究[J]. 供用电, 2024, 41(12): 54-61, 71.
HAN Shuai, LU Jianbin, WU Ning, et al. Research on senseless regulation of air conditioning users based on deep reinforcement learning technology[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(12): 54-61, 71.
- [21] PAN L, WANG S, WANG J Y, et al. Research on central air conditioning systems and an intelligent prediction model of building energy load[J]. Energies, 2022, 15(24): 9295.
- [22] 李滨, 于广文, 白晓清. 偏差电量考核机制下聚合温控负荷群控制策略[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(6): 202-209.
LI Bin, YU Guangwen, BAI Xiaoqing. Control strategy of aggregated temperature-controlled load group under deviation electricity assessment mechanism[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(6): 202-209.
- [23] 陈璨, 杜维柱, 白恺, 等. 空调温控负荷集群参与光伏消纳的潜力评估与互动框架[J]. 现代电力, 2024, 41(3): 479-489.
CHEN Can, DU Weizhu, BAI Kai, et al. Potential assessment and interaction framework of air conditioning thermostatically controlled load cluster participating in photovoltaic consumption[J]. Modern Electric Power, 2024, 41(3): 479-489.
- [24] HU Z H, GAO Y, SUN L N, et al. Self-learning dynamic graph neural network with self-attention based on historical data and future data for multi-task multivariate residential air conditioning forecasting[J]. Applied Energy, 2024, 364: 123156.
- [25] HE N, ZHANG L J, QIAN C, et al. Short-term cooling load prediction for central air conditioning systems with small sample based on permutation entropy and temporal convolutional network[J]. Energy and Buildings, 2024, 310: 114115.
- [26] 张勇, 李宁, 丁昊晖, 等. 基于用户差异化热舒适度的空调负荷聚合调度策略[J]. 电力工程技术, 2023, 42(4): 133-140.
ZHANG Yong, LI Ning, DING Haohui, et al. Air-conditioning load aggregation scheduling strategy based on user differentiated thermal comfort[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(4): 133-140.
- [27] 刘广生, 李成鑫, 侯治吉, 等. 计及用户舒适度的空调负荷可调节能力评估及响应策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(21): 58-66.
LIU Guangsheng, LI Chengxin, HOU Zhiji, et al. Evaluation of adjustable capacity and response strategy for air conditioning load considering comfort of customers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(21): 58-66.
- [28] 范德金, 张姝, 王杨, 等. 考虑用户调节行为多样性的空调负荷聚合商日前调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(17): 133-142.
FAN Dejin, ZHANG Shu, WANG Yang, et al. Day ahead scheduling strategy for air conditioning load aggregators considering user regulation behavior diversity[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(17): 133-142.
- [29] 杨梓俊, 丁小叶, 陆晓, 等. 面向需求响应的变频空调负荷建模与运行控制[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(15): 132-140.
YANG Zijun, DING Xiaoye, LU Xiao, et al. Inverter air conditioner load modeling and operational control for demand response[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(15): 132-140.
- [30] 赵兵, 王增平, 孙毅. 计及差异化用能需求的集群空调负荷优化控制策略[J]. 电测与仪表, 2021, 58(9): 22-27.
ZHAO Bing, WANG Zengping, SUN Yi. An optimal control strategy of cluster air-conditioning loads considering differentiated energy consumption demand[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(9): 22-27.
- [31] 陆旦宏, 李思琦, 杨婷, 等. 中央空调负荷精细化调控双层优化技术研究[J]. 电力需求侧管理, 2024, 26(1): 23-30.
LU Danhong, LI Siqu, YANG Ting, et al. Research on refined regulation for two-layer optimization technology of central air-conditioning load[J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(1): 23-30.
- [32] 杨秀, 傅广努, 刘方, 等. 考虑多重因素的空调负荷聚合响应潜力评估及控制策略研究[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 699-714.
YANG Xiu, FU Guangnu, LIU Fang, et al. Potential evaluation and control strategy of air conditioning load aggregation response considering multiple factors[J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 699-714.
- [33] 胡可心, 李康平, 刘春阳, 等. 动态分时电价下居民用户需求响应基线负荷预测方法[J/OL]. 电测与仪表: 1-11 [2024-10-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20230116.1821.002.html>.
HU Kexin, LI Kangping, LIU Chunyang, et al. A baseline load forecasting method for residential demand response under dynamic time-of-use electricity price[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation: 1-11 [2024-10-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20230116.1821.002.html>.
- [34] LI S B, CHEN X Y, BU L, et al. Two-stage optimization for the air conditioning system in public buildings with flexible control of indoor load[J]. Energy and Buildings, 2024, 312: 114162.
- [35] 湛归, 殷爽睿, 艾芊, 等. 智能楼宇型虚拟电厂参与电力系统调频辅助服务策略[J]. 电力工程技术, 2022, 41(6): 13-20,

57.

ZHAN Gui, YIN Shuangrui, AI Qian, et al. A strategy for smart building-based virtual power plants participating in frequency regulation auxiliary service[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2022, 41(6): 13-20, 57.

- [36] YONG C, TING H, PENG C. Enhancing sparrow search algorithm with OCSSA: integrating osprey optimization and cauchy mutation for improved convergence and precision[J]. *Electronics Letters*, 2024, 60(4): e13127.

作者简介:



杨婷

杨婷(1986),女,硕士,工程师,研究方向为机器学习在智能电网中的应用(E-mail: annayang_1986@163.com);

朱晓(2000),女,硕士在读,研究方向为需求侧管理;

陆旦宏(1978),男,博士,教授,研究方向为新能源与智能电网。

Optimal control for fixed and inverter air conditioning groups considering interaction willingness in scenarios

YANG Ting, ZHU Xiao, LU Danhong, WANG Yuying, LI Yan, ZENG Aidong

(School of Electrical Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: Load aggregators should fully consider the impact of fixed and inverter air conditioning groups' characteristics and the interaction willingness of users in different scenarios on the adjustable potential, when integrating and managing air-conditioning load resources. Firstly, two air conditioner monomer models and aggregation models are constructed for engineering applications, based on the detailed analysis of the differentiated working state of fixed and inverter air conditioners. Secondly, quantitative analysis is carried out to analyze the interaction willingness of users in different scenarios, days types, and time-of-use electricity prices. An air conditioning adjustable potential calculation model is proposed considering interaction willingness. Then, the multi-scenario adjustable temperature interval is obtained based on the interaction willingness of the users and used as a constraint to construct an optimization model for control strategies. The osprey-Cauchy-sparrow search algorithm (OCSSA) is applied to solve and obtain multi-scenario control instructions for fixed and inverter air conditioners. Finally, the high precision temperature control command is accurately calculated through the proposed control method, and the requirements of preset load reduction command is successfully met in the final control results. By considering different user interaction willingness, the ability to adaptively and accurately control fixed and inverter air conditioning loads is demonstrated in various scenarios.

Keywords: fixed and inverter air conditioners; interaction willingness; aggregation model; control model; osprey-Cauchy-sparrow search algorithm (OCSSA); adjustable potential calculation

(编辑 陆海霞)