

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2025.03.012

考虑决策者时长偏好的分时电价时段划分

李艳梅¹, 顾诚凯¹, 任恒君², 司戈³, 李一唯⁴

(1. 华北电力大学经济管理学系, 河北 保定 071000; 2. 山东电力工程咨询院有限公司, 山东 济南 250000; 3. 国网山东省电力公司济南供电公司, 山东 济南 250000; 4. 中国运载火箭技术研究院, 北京 100076)

摘要: 时段划分是制定分时电价的重要环节, 每个时段中的最小连续时长与最大连续时长对分时电价的调整效果有重要影响, 但目前关于分时电价时段划分的研究鲜有考虑决策者的时长偏好。因此文中考虑决策者对时段总时长、时段内最小连续时长和时段内最大连续时长的不同需求, 在聚类分析的基础上, 构建考虑决策者偏好的分时电价时段划分模型。所提模型通过隶属度函数和欧氏距离计算负荷值之间的距离, 并以各簇内相似性总和最小为目标函数。使用中国某地区的典型日负荷数据验证所提模型的合理性和有效性, 结果显示, 该模型可以得出满足决策者偏好的时段划分结果。研究发现, 采用 0-1 整数线性规划对时间段进行聚类分析是解决决策者持续时间偏好问题的有效方法。在传统分时电价时段划分模型下, 存在修正后的负荷与时段电价不符的现象, 而文中所提考虑决策者时长偏好的分时电价时段划分模型对该现象有显著的纠偏效果。

关键词: 时段划分; 分时电价; 决策者时长偏好; 最小连续时长; 最大连续时长; 聚类分析

中图分类号: TM7

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2025)03-0131-09

0 引言

需求响应系统为消费者提供各种选择以便其能够积极响应市场信号, 调整电力负荷^[1-4]。电力需求侧响应通过改变用户用电方式、提高终端用电效率等手段对终端电能使用进行控制, 在满足用户电能使用效用的同时降低电力消耗^[5-6]。分时定价是需求侧管理的一种有效方法^[7-8], 可以有效反映电力系统不同时段供电成本差别。分时定价通过不同的时段电价引导用户多用低价谷电, 少用高价峰电, 不仅达到削峰填谷的目的^[9-10], 还能促进新能源消纳, 有利于电力系统运行的经济性和稳定性。峰谷电价、临界峰值分时电价和丰枯电价是分时电价的常见形式^[11]。时段划分作为制定分时电价的重要一环, 不仅影响削峰填谷的效果和新能源消纳率, 也影响电力用户的用电体验。

目前, 各个地区、国家的时段划分不尽相同^[12], 这是因为决策者在进行时段划分时会考虑电力用户作业生产时长的连续性以及削峰填谷的效用。根据需求定理: 需求调整时间与需求价格弹性的大小成反比, 即需求调整时间越短, 商品的需求弹性就越大, 需求调整时间越长, 商品的需求弹性就越小。文中提出考虑时长因素的需求侧电价响应模型以及一种时段内连续时长对于负荷调整效果可

能产生影响的假设: 各时段内连续时长过小或者过大, 都会影响负荷调整效果, 导致需求价格弹性修正后时段负荷与时段电价不符。如果上述假设成立, 显然与决策者的期望效果背离, 因此, 决策者进行时段划分时有必要考虑各时段内连续时长的大小。

聚类分析是确定时间段组的适当方法。文献[13-14]通过 K -means 聚类法划分峰谷平时段, 发现 K -means 聚类法更能反映季节对用户用电行为产生的影响, 强调制定分时电价时应该考虑季节因素。文献[15]运用隶属度函数计算负荷的峰谷隶属度, 并利用系统聚类划分时段。文献[16]通过模糊 C 均值聚类算法进行时段划分, 并利用损失函数确定最优时段数和分段方案。文献[17]提出一种基于模糊等价关系聚类算法的分时电价时段划分模型, 该模型能准确反映负荷曲线的峰谷特征, 提高峰谷时间段划分的计算速度和收敛性。

文献[18]将粒子群优化算法与 K -means 算法相结合进行时段划分, 可以直接获得最佳时段数和分段方案。文献[19]按日负荷值升序排列小时负荷序列, 提出一种基于动态负荷点法的时段划分优化算法。文献[20]通过均方根距离建立峰平谷周期划分模型, 并优化等步长迭代算法以获得最优周期划分。文献[21-22]使用动态时间规整描述时间序列的相似性, 并根据相似性进行时段划分, 最终不断迭代比较更新后的分段与前一次分段的指标来

收稿日期: 2024-11-28; 修回日期: 2025-02-09

基金项目: 北京市自然科学基金资助项目(9222028)

确定最优分段数和分段方案。文献[23]提出一种基于长短期记忆神经网络和改进型 *K-means* 聚类算法的居民峰谷时段划分模型,该模型的时段划分轮廓系数平均值更大,方差更小,削峰填谷效果更优。

有学者提出在初步划分的基础上,使用目标函数对时段进行优化。文献[24-27]均考虑需求响应的影响,将负载响应纳入分时定价的聚类分析中,不仅考虑负载模式,还考虑消费者对聚类的响应能力。文献[24]以最大负荷系数为目标函数,采用帝国竞争算法求解。文献[25]在时段划分时考虑储能的经济调度,基于储能等容量变功率充放电方法确定峰谷时段,提高了峰谷时段划分准确性以及储能利用率和经济收益。文献[26]在考虑用户需求响应的前提下,提出一种基于改进模糊传递闭包算法的峰谷时段划分方法,提高了峰谷时段划分精确度。文献[27]针对当前峰谷时段自适应划分系统时段划分结果经济性与低碳性较差的问题,提出计及电力需求响应的峰谷时段自适应划分系统,提高了峰谷时段划分的经济性与低碳性。

为解决时段划分中时间的连续性问题,文献[28]提出将短时间段合并到相邻的较长时间段以确定重新聚类后的最优值,仿真实验表明该方法可以避免过分割的问题。文献[29-30]提出一种基于聚集层次聚类的分解算法,其中只有相邻的聚类是合并的候选者,以保持时间序列的连续性。文献[31]考虑到聚类的完全连续性,利用动态规划、整数规划和贪婪算法求解并进行对比分析。文献[32]在文献[31]基础上,为减少完全连续性的影响,将划分后的部分时段进行组合。

目前研究最多的是峰谷平时段的划分方法,最为常用的时段划分方法为利用模糊隶属度函数挖掘各时间节点处负荷大小的关系而得到峰谷时段。但决策者在进行时段划分时往往注重电力用户的用电体验,会考虑到不同时段及时长大小、各时段内的最小连续时长和最大连续时长的大小对电力用户的用电决策影响,这恰是当前研究所忽略的。

综上所述,文中提出一种考虑时长因素的需求侧电价响应模型和考虑时段时长、各时段内最小连续时长和各时段内最大连续时长的分时电价时段划分模型。首先,为保证不同时段内的时长符合预期,建立时段总时长可控约束。其次,提出各时段内最小连续时长可控模型和各时段内最大连续时

长可控模型,为求得模型的精确解,文中将其中的非线性式子转为线性式子。最后,根据中国某地区的电力负荷值,对文中模型进行验证和分析。

1 考虑时长因素的需求侧电价响应模型

需求侧电价响应是指用户响应零售电价的变化并相应地调整用电需求。电力需求价格弹性反映用电量的相对变动对电价的相对变动的反应程度,则 *i* 时段用电量对于 *j* 时段电价的电力需求价格弹性 ε_{ij} 为:

$$\varepsilon_{ij} = \frac{\Delta Q_i / Q_i}{\Delta P_j / P_j} \quad (1)$$

式中: P_j 、 ΔP_j 分别为 *j* 时段电价和电价变化量; Q_i 、 ΔQ_i 分别为 *i* 时段用电量和用电量变化量。当时段 1 的电价升高,即 $\Delta P_1 > 0$ 时,该时段用电量会相应减少,即 $\Delta Q_1 < 0$,并转移至时段 2,即 $\Delta Q_2 > 0$,因此,当 $i=j$ 时, $\varepsilon_{ij} < 0$,当 $i \neq j$ 时, $\varepsilon_{ij} > 0$ 。则具有多时段的电力需求价格弹性矩阵 *E* 为:

$$E = \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \dots & \varepsilon_{1n} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & \dots & \varepsilon_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \varepsilon_{n1} & \varepsilon_{n2} & \dots & \varepsilon_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

文中在需求侧电价响应模型的基础上,考虑了时间因素。根据需求定理,设置需求价格弹性时间系数 α ,某一时段内连续时长越长,则该连续时间内需求价格弹性时间系数越大。如图 1 所示,对于某时段 *T*,设结尾时刻 t_{max} 为 24,则存在 24 个时刻值 $x_{T,t}$ 以确认该时段的连续状态。 $x_{T,t}$ 为 *T* 时段 *t* 时刻判断值,为 0-1 变量,当 $x_{T,t}$ 连续为 1 时表示这段时间属于时段 *T*。同时,将时段内连续时刻数记为连续时长,一个时段内存在最小连续时长与最大连续时长。根据连续时长的不同进行分类,并给与不同的需求价格弹性时间系数,具体分类见第 4 章。

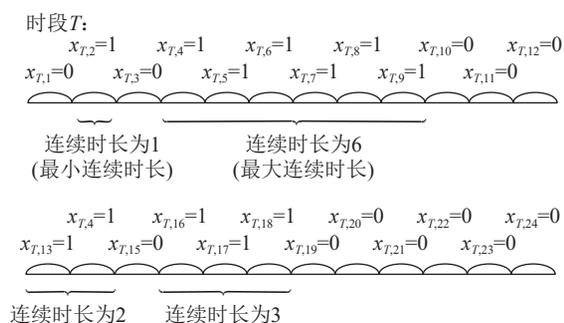


图 1 某时段关于连续时长的示例
Fig.1 An example of the cluster with respect to the continuous duration

考虑时间因素的需求价格模型中,在电价变化后,各时段的用电量也会改变,计算如下:

$$\begin{bmatrix} Q_{1,k}^* \\ Q_{2,k}^* \\ \vdots \\ Q_{n,k}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Q_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & Q_n \end{bmatrix} \cdot \alpha_k \mathbf{E} \begin{bmatrix} \Delta P_1/P_1 \\ \Delta P_2/P_2 \\ \vdots \\ \Delta P_n/P_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $Q_{i,k}^*$ 为第 k 类连续时长电价变化后 i 时段的用电量; α_k 为第 k 类连续时长的需求价格弹性时间系数。由于每个时段内各时刻对该时段内其他时刻的交叉弹性很小, 以及各时刻的自弹性和对其他时段内时刻的交叉弹性近似, 所以文中假设每个时段内各个时刻的弹性系数相同。由于式(3)是线性的, 所以实施峰谷分时电价前后每个时段内相同连续时长分类的各个时刻的用电变化量相同。电价变化后 t 时刻的用电量为:

$$q_{t,k}^* = q_{t,k} + \Delta q_{t,k} \quad (4)$$

式中: $q_{t,k}^*$ 为第 k 类连续时长电价变化后 t 时刻的用电量; $q_{t,k}$ 为第 k 类连续时长电价变化前 t 时刻的用电量; $\Delta q_{t,k}$ 为第 k 类连续时长电价变化前后 t 时刻所属时段的平均用电变化量。

2 考虑决策者时长偏好的时段划分模型

2.1 隶属度函数

负荷值较大会影响时段划分模型的求解速度, 因此考虑使用隶属度函数对负荷值进行处理, 隶属度函数根据负荷曲线上各点相对于最高点与最低点的位置关系来描述数据特征, 而不依赖于具体数值^[16]。将负荷曲线上的最高点定义为峰时段隶属度 1, 谷时段隶属度 0; 将负荷曲线上的最低点定义为峰时段隶属度 0, 谷时段隶属度 1。负荷曲线上其余各点通过偏小型半梯形分布函数计算谷隶属度, 通过偏大型半梯形分布函数计算峰隶属度。

$$M_{v,t} = \frac{b - f_t}{b - a} \quad (5)$$

$$M_{p,t} = \frac{f_t - a}{b - a} \quad (6)$$

式中: $M_{v,t}$ 为 t 时刻负荷值谷隶属度; $M_{p,t}$ 为 t 时刻负荷值峰隶属度; f_t 为 t 时刻负荷值; a 为负荷曲线上的最小值; b 为负荷曲线上的最大值。

2.2 时段 T 的总时长可控约束

决策者通常对峰平谷各时段时长有自己的主观意愿, 比如四川省分时电价峰平谷各时段时长均为 8 h, 然而一般的聚类算法得出的各时段时长并不可控。对此, 各时段总时长可以进行如下定义:

$$\mathbf{X}_T = [x_{T,1} \quad x_{T,2} \quad \cdots \quad x_{T,t_{\max}}] \quad (7)$$

约束为:

$$\sum_{t=1}^{t_{\max}} x_{T,t} g = H_T \quad (8)$$

式中: \mathbf{X}_T 为 T 时段所有时刻判断值矩阵; $x_{T,t}$ 为 T 时段 t 时刻判断值, 为 0-1 变量, 其值为 1 时代表 $t-1$ 到 t 时刻内时段 T 连续, 即 $t-1$ 到 t 时刻属于时段 T , 否则表示 $t-1$ 到 t 时刻不属于时段 T ; g 为相邻时刻间的间距; H_T 为 T 时段时长。

由于各个时刻仅能划分到某一个时段, 因此, 有式(9)所示约束。其中 T_{\max} 为时段总数, 若分为峰平谷时段, 则 $T_{\max} = 3$ 。

$$\sum_{T=1}^{T_{\max}} x_{T,t} = 1 \quad (9)$$

如果决策者想将时刻 t 划分到时段 T , 以方便进行其他定义, 可定义时刻 t 在时段 T 的判断值 $x_{T,t}$ 为 1。比如, 通常将负荷最大值所在时段定义为峰时段, 从而更好地进行时段划分。

除此之外, 各时段还应受到总时长的约束。

$$\sum_{T=1}^{T_{\max}} H_T = H_{\max} \quad (10)$$

式中: H_{\max} 为总时长。决策者可通过设置 H_{\max} 的值以体现其对于时段总时长的偏好, 如将所有时段的总时长设为 24 h, 则总时长 H_{\max} 为 24。

2.3 时段内最小连续时长可控约束

在各时段中, 过小的最小连续时长会导致电力用户不能及时对用电策略做出调整, 例如峰时段内的最小连续时长过小会导致大用户在生产中忽略该电价峰谷变化, 失去了设置峰谷电价的意义, 既不利于电力负荷的削峰填谷, 也会导致时段负荷与时段电价不符。因此, 决策者会对各时段内最小连续时长做出要求, 各时段内最小连续时长可控约束分以下 2 种情况。

(1) 最小连续时长为 1 个时刻: 无需添加任何其他约束, 直接根据分时电价时段时长可控约束进行求解。

(2) 最小连续时长为 2 个及 2 个以上时刻: 为保证 T 时段最小连续时长为 $N_{T,\min}$ ($N_{T,\min} \geq 2$), 首先应统计 T 时段对应每一时刻到其前 $N_{T,\min}-1$ 时刻完全连续的時刻数量, 进行如式(11)所示定义。其中 $M_{T,1}$ 为 T 时段对应每一时刻到其前 $N_{T,\min}-1$ 时刻完全连续的時刻数量。

$$M_{T,1} = \sum_{t=1}^{t_{\max}} x_{T,t} x_{T,t-1} \cdots x_{T,t-N_{T,\min}+1} \quad (11)$$

决策者可通过设置 $N_{T,\min}$ 的值以体现其对于

T 时段最小连续时长的偏好。再次统计 T 时段对应每一时刻到其前 $N_{T,\min}-1$ 时刻完全连续且其前 $N_{T,\min}-1$ 时刻到其前 $N_{T,\min}$ 时刻不连续的时刻数量,进行如式(12)所示定义,其中 $M_{T,2}$ 为 T 时段对应每一时刻到其前 $N_{T,\min}-1$ 时刻完全连续且其前 $N_{T,\min}-1$ 时刻到其前 $N_{T,\min}$ 时刻不连续的时刻数量。

$$M_{T,2} = \sum_{t=1}^{t_{\max}} x_{T,t} x_{T,t-1} x_{T,t-N_{T,\min}+1} |x_{T,t-N_{T,\min}+1} - x_{T,t-N_{T,\min}}| \quad (12)$$

将开始时刻和结尾时刻视为连续,为保证 T 时段最小连续时长为 $N_{T,\min}$ ($N_{T,\min} \geq 2$),根据规律, $M_{T,1}$ 和 $M_{T,2}$ 满足约束:

$$M_{T,1} + M_{T,2} = H_T - N_{T,\min} + 2 - (M_{T,2} - 1)(N_{T,\min} - 2) \quad (13)$$

2.4 时段内最大连续时长可控约束

在各时段中,过大的最大连续时长会导致电力用户最大程度地转移用电负荷,甚至会导致电力负荷出现峰谷倒置现象。例如峰时段内的最大连续时长过大会导致大用户在生产中有足够的收益去避开峰时段生产,因此,决策者会对最大连续时长做出要求。各时段内最大连续时长可控约束分以下2种情况。

(1) 最大连续时长为1个时刻:最大连续时长为1个时刻即连续时长均为1个时刻,因此, T 时段中每一时刻与其前一个时刻不连续的时刻数量等于 T 时段时长,则有约束:

$$H_T = \sum_{t=1}^{t_{\max}} x_{T,t} |x_{T,t} - x_{T,t-1}| \quad (14)$$

(2) 最大连续时长为2个及2个以上时刻:为保证 T 时段最大连续时长为 $N_{T,\max}$ ($N_{T,\max} \geq 2$),与保证最小连续时长为2个及2个以上时刻相似,首先应统计 T 时段对应每一时刻到其前 $N_{T,\max}-1$ 时刻完全连续的时刻数量 $M_{T,3}$,再统计 T 时段对应每一时刻到其前 $N_{T,\max}-1$ 时刻完全连续且其前 $N_{T,\max}-1$ 时刻到其前 $N_{T,\max}$ 时刻不连续的时刻数量 $M_{T,4}$, $M_{T,3}$ 与 $M_{T,4}$ 定义见式(15)、式(16)。其中,决策者可通过设置 $N_{T,\max}$ 的值以体现其对于 T 时段最大连续时长的偏好。

$$M_{T,3} = \sum_{t=1}^{t_{\max}} x_{T,t} x_{T,t-1} \cdots x_{T,t-N_{T,\max}+1} \quad (15)$$

$$M_{T,4} = \sum_{t=1}^{t_{\max}} x_{T,t} x_{T,t-1} \cdots x_{T,t-N_{T,\max}+1} |x_{T,t-N_{T,\max}+1} - x_{T,t-N_{T,\max}}| \quad (16)$$

将开始时刻和结尾时刻视为连续,为保证 T 时段最大连续时长为 $N_{T,\max}$ ($N_{T,\max} \geq 2$), $M_{T,3}$ 与 $M_{T,4}$ 应

相等,则添加如下约束:

$$M_{T,3} = M_{T,4} \quad (17)$$

2.5 目标函数

在考虑时段划分目标函数之前,还得考虑时段内的距离以及时段间的距离,这与聚类算法中的簇内距离以及簇间距离相同。文中使用欧式距离计算各时刻负荷值隶属度之间的距离,如式(18)所示。

$$d_{i,j} = \sqrt{(M_{p,i} - M_{p,j})^2 + (M_{v,i} - M_{v,j})^2} \quad (18)$$

式中: $d_{i,j}$ 为 i 时刻和 j 时刻负荷值隶属度的距离。

因此,各时刻负荷值隶属度的距离矩阵 D 为:

$$D = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \cdots & d_{1,t_{\max}} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \cdots & d_{2,t_{\max}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{t_{\max},1} & d_{t_{\max},2} & \cdots & d_{t_{\max},t_{\max}} \end{bmatrix} \quad (19)$$

从政府和电网的角度来看,负荷的波动越小,意味着电力系统在运行过程中需要进行的调峰、调频等辅助服务就越少,维持电网安全稳定运营的成本也就越小。为了更有效地管理电力负荷,实现资源的优化配置,以各个时段内的负荷距离和最小为目标函数划分分时电价时段,促使各个时段内负荷平稳,有利于削峰填谷,如式(20)所示。

$$\min f = \sum_{T=1}^{T_{\max}} X_T D \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_{t_{\max} \times 1} \quad (20)$$

3 模型构建

由于模型中存在绝对值和变量乘积,为使模型更容易计算,文中将其转换为0-1整数规划,因此,添加辅助变量和约束对公式进行调整。

首先处理绝对值,为方便说明,以 $|x_{T,t-N_{T,\min}+1} - x_{T,t-N_{T,\min}}|$ 为例,令:

$$u_{T,t} + v_{T,t} = |x_{T,t-N_{T,\min}+1} - x_{T,t-N_{T,\min}}| \quad (21)$$

对于0-1辅助变量 $u_{T,t}$ 和 $v_{T,t}$,有如下约束:

$$x_{T,t-N_{T,\min}+1} - x_{T,t-N_{T,\min}} = u_{T,t} - v_{T,t} \quad (22)$$

$$u_{T,t} + v_{T,t} \leq 1 \quad (23)$$

接着处理变量的乘积,为方便说明,以 $x_{T,t} x_{T,t-1}$ 为例,令:

$$\omega_{T,t,t-1} = x_{T,t} x_{T,t-1} \quad (24)$$

对于0-1辅助变量 $\omega_{T,t,t-1}$,有如下约束:

$$\omega_{T,t,t-1} \leq x_{T,t} \quad (25)$$

$$\omega_{T,t,t-1} \leq x_{T,t-1} \quad (26)$$

$$\omega_{T,t,t-1} \geq x_{T,t} + x_{T,t-1} - 1 \quad (27)$$

随着最小连续时长和最大连续时长的增加,文中不仅需要处理变量和变量的乘积,也要处理变量

与辅助变量甚至辅助变量与辅助变量的乘积,但处理方式均相同。同时,将模型转换为 0-1 整数规划所需要的辅助变量和约束将会越来越多,求解难度也会越来越大。

所建立模型在求解不同的最小连续数、不同的分段个数或不同长度的时段时,求解所需要的变量个数以及约束个数也不同。如果按照常规思路,对于每一种情况,都需要重新编写代码以改变变量和约束的数量,会大大增加模型的代码编写时间和难度。对此,采用 Python 的 globals 函数, globals 函数能动态生成、访问和删除变量,使所建立的模型能动态生成变量和约束。模型求解步骤如下:

- (1) 输入负荷值数据;
- (2) 指定时段数量、各时段对应的时长、最小连续时长和最大连续时长;
- (3) 计算负荷值隶属度 $M_{p,t}$ 和 $M_{v,t}$, 并计算距离矩阵 D ;
- (4) 生成决策变量、辅助变量, 并构建约束和目标函数;
- (5) 求解得到 T_{\max} 个最佳时段对应的指标集。

4 案例分析

4.1 参数设置

为验证考虑时长偏好的分时电价时段划分模型的合理性和有效性,使用中国某地区的典型日负荷数据,该数据以 5 min 为间隔,最大值为 30 978.01 kW,最小值为 21 855.76 kW,如图 2 所示,该地区的负荷呈现典型的双峰曲线特征,在凌晨时段,负荷达到最低点,然后随着时间的推移逐渐上升,分别在上午和下午达到 2 个峰值,然后负荷再次下降。

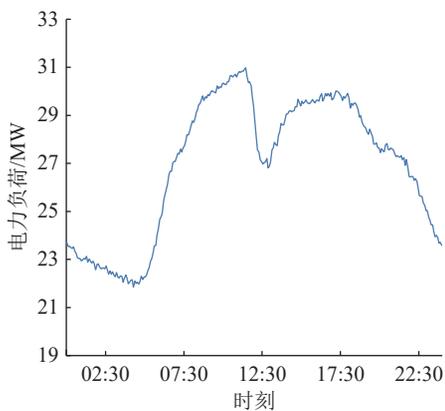


图 2 中国某地典型日负荷

Fig.2 Typical daily load of a region in China

计算得到该地区时间间隔为 10、15、20、30、60 min 的典型日负荷。

模型求解采用 Python 语言,结合 CPLEX 求解

器进行求解,在 AMD Ryzen7-5700G 处理器(主频 3.80 GHz)、16 GB 内存以及 64 位操作系统的计算环境下运行。

4.2 考虑决策者时间偏好的时段划分结果分析

假设该地区决策者将一天分为尖峰、峰、平、谷 4 个时段,各 6 h,并且各时段内最小连续时长为 30 min,最大连续时长为 180 min,以时间间隔 30 min 的典型日负荷数据进行时段划分。考虑决策者时长偏好改进算法的划分结果如表 1 所示,传统聚类算法(不考虑决策者时长偏好)的划分结果如表 2 所示。

表 1 考虑决策者时长偏好的时段划分结果
Table 1 The clustering results considering the policymaker's duration preference

时段名	时段范围
尖峰时段	09:00—09:30、10:00—12:00、 14:30—16:00、17:00—19:00
峰时段	08:00—09:00、09:30—10:00、 12:00—12:30、13:30—14:30、 16:00—17:00、19:00—21:00
平时段	03:00—03:30、06:30—08:00、 12:30—13:30、21:00—00:00
谷时段	00:00—03:00、03:30—06:30

表 2 不考虑决策者时长偏好的时段划分结果
Table 2 The clustering results without considering the policymaker's duration preference

时段名	时段范围
尖峰时段	09:00—12:30、16:00—18:30
峰时段	08:00—09:00、12:30—13:00、 13:30—16:00、18:30—20:00、 20:30—21:00
平时段	06:00—08:00、13:00—13:30、 20:00—20:30、21:00—00:00
谷时段	00:00—06:00

由表 1 和表 2 可以看出,无论是否考虑决策者时长偏好,时段划分结果中最短连续时长均为 30 min;不考虑决策者时长偏好的划分结果中最长连续时长为 6 h,考虑决策者时长偏好的划分结果中最长连续时长为 3 h。这说明所提模型能满足决策者的要求并求解出最优解。

通过考虑时长因素的需求侧电价响应模型对比考虑决策者时长偏好前后的负荷曲线修正效果。设连续时长为 30~60 min 的时间段为低连续时段,其需求价格弹性时间系数为 0.75;连续时长为 90~180 min 的时间段为中连续时段,其需求价格弹性时间系数为 1;其余连续时长更大的时间段为高连续时段,其需求价格弹性时间系数为 1.5。传统聚类算法与考虑决策者时长偏好的改进算法的负

荷曲线修正效果如图3所示。可以看出,在不考虑决策者时长偏好的情况下,尖峰时段中09:00—12:30存在明显的过度矫正现象,其负荷与该时段峰谷电价不符。而考虑决策者时长偏好后,对该现象有明显的纠偏效果。

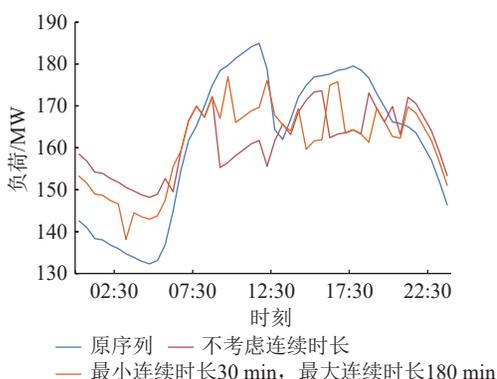


图3 负荷曲线修正效果

Fig.3 Correction effect of the load curves

4.3 考虑决策者时间偏好的时段划分模型求解效果分析

为了更好地比较所提模型的求解效果,文中考虑时段内最小连续时长、最大连续时长、时段划分数量以及负荷的时间间隔等多种情况进行模拟,时段划分结果如表3、表4、图4所示。表中“*”表示电脑的内存溢出,得到满足决策者要求的非最优解。

表3 时段内最小连续时长为1h的时段划分结果
Table 3 The clustering results of electricity load time series with a minimum continuous duration of 1 h within each cluster

时间间隔/min	$T_{\max}=3$		
	变量数	约束数	求解时间/s
60	1 800	5 188	4.37
30	7 344	21 607	625.38
20	16 632	48 823	62 722.91
时间间隔/min	$T_{\max}=4$		
	变量数	约束数	求解时间/s
60	2 400	6 917	6.24
30	9 792	28 809	29 756.88
20	22 176	65 097	194 041.84*
时间间隔/min	$T_{\max}=6$		
	变量数	约束数	求解时间/s
60	3 600	10 375	10.11
30	14 688	43 213	6 002.87*
20	33 264	97 645	105 985.30*

由表3、表4可以看出,当 $T_{\max}=3$ 或4时,考虑时段内最大连续时长为4h的时段划分具有更多的

表4 时段内最大连续时长为4h的时段划分结果

Table 4 The clustering results of electricity load time series with a maximum continuous duration of 4 h within each cluster

时间间隔/min	$T_{\max}=3$		
	变量数	约束数	求解时间/s
60	2 088	6 055	6.11
30	8 208	24 199	959.95
20	18 576	54 655	103 038.39
时间间隔/min	$T_{\max}=4$		
	变量数	约束数	求解时间/s
60	2 784	8 073	9.95
30	10 944	32 265	17 530.18
20	24 768	72 873	60 671.04*
时间间隔/min	$T_{\max}=6$		
	变量数	约束数	求解时间/s
60	3 600	10 375	9.93
30	14 112	41 479	10 000.92
20	31 536	93 319	29 063.93*

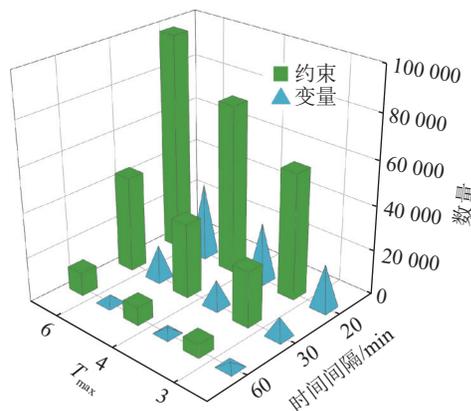


图4 时段内最小连续时长为1h和时段内最大连续时长为4h时的变量个数和约束个数

Fig.4 The number of variables and constraints with a minimum continuous duration of 1 h and a maximum continuous duration of 4 h within each cluster

变量和约束。值得注意的是,当 $T_{\max}=6$ 时却没有这个关系,这是因为 $T_{\max}=6$ 时,时段的时长为4h,恰好等于时段内的最大连续时长。

由图4可以看出,随着时间间隔的减小以及时段划分数量的增加,建立模型所需要的变量个数和约束个数成倍增加,导致模型越来越复杂。由表3、表4和图4可以看出,变量个数和约束个数的增加会导致求解时间增加,对于较小的时间间隔以及较多的时段划分数量,所提时段划分模型的内存消耗较为严重,当其复杂到一定程度时,会导致电脑内存溢出,只能得到满足决策者要求的非最优解。

5 结论

采用0-1整数线性规划对时间段进行聚类分析是解决决策者对持续时间偏好问题的有效方法。文中以簇内时段的相似度作为目标函数,通过添加与时段时长、时段最小连续时长和时段最大连续时长相关的决策变量、辅助变量和约束,构建了一种考虑决策者时长偏好的分时电价时段划分模型。文中提出了考虑时长因素的需求侧电价响应模型,用以体现决策者时长偏好对于引导电力需求的作用,并使用中国某地区的典型日负荷数据验证了所提模型的合理性和有效性。通过需求侧电价响应模型可以看出,传统分时电价时段划分模型修正后的负荷存在与该时段电价不符的现象,考虑决策者时长偏好的分时电价时段划分模型对该现象有显著的纠偏效果。通过进一步分析考虑决策者时长偏好的分时电价时段划分模型算法,可知该模型的复杂度随着聚类数量的增大而增大,随着时间间隔的增大而减小。而且,在求解高聚类数量和低时间间隔时,所提模型会耗费大量的时间甚至可能导致内存溢出,因此,下一步的研究计划是降低所提模型的复杂度或是找到其他的更优算法。

文中研究提供了许多关于时间段聚类分析的新见解,虽然文中只提到了电力行业的时段划分,但是所提模型还可以用于相同或类似数据的其他行业。文中提出的考虑时长因素的需求侧电价响应模型与考虑决策者时长偏好的分时电价时段划分模型,在其他领域的聚类分析中,尤其是消费者需求变化和时间因素有较强联系的研究内容中都存在其应用场景。比如,将文中模型应用在通过交通量实现交通时段的划分,能得到更符合交通特性和实际需求的聚类结果。同时,在解决储能系统调度问题时,引入文中部分算法限制储能系统的频繁充电,能得到有利于储能系统寿命的最优充放电策略。

参考文献:

[1] AL ESSA M J M. A review on price-driven energy management systems and demand response programs in smart grids[J]. *Environment Systems and Decisions*, 2025, 45(1): 7.

[2] 江美慧,许镇江,张其朴,等.面向综合能源系统的综合需求响应策略及其建模技术[J]. *电力建设*, 2024, 45(12): 65-82.

JIANG Meihui, XU Zhenjiang, ZHANG Qipu, et al. Integrated demand response strategy and modeling technology for integrated energy systems[J]. *Electric Power Construction*, 2024, 45(12): 65-82.

[3] 刘任,刘洋,许立雄,等.计及分布式需求响应的多微电网系统协同优化策略[J]. *电力建设*, 2023, 44(5): 72-83.

LIU Ren, LIU Yang, XU Lixiong, et al. Multi-microgrid system collaborative optimization strategy considering distributed demand response[J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(5): 72-83.

[4] 李新国,杨轩,程少靖,等.面向多类型用户负荷的需求响应潜力量化评估[J]. *智慧电力*, 2024, 52(9): 56-64.

LI Xinguo, YANG Xuan, CHENG Shaojing, et al. Quantitative assessment of demand response potential for various types of user loads[J]. *Smart Power*, 2024, 52(9): 56-64.

[5] 于晟华,李孟特.基于随机森林算法的电力需求响应分析研究[J]. *电工技术*, 2024(S2): 728-730, 734.

YU Shenghua, LI Mengte. Research on power demand response analysis based on stochastic forest algorithm[J]. *Electric Engineering*, 2024(S2): 728-730, 734.

[6] 周任军,吴燕榕,潘轩,等.考虑电热需求响应的区域综合能源系统储能容量优化配置[J]. *电力科学与技术学报*, 2023, 38(1): 11-17.

ZHOU Renjun, WU Yanrong, PAN Xuan, et al. Optimal placement of energy storage in a regional integrated energy system considering electric and thermal demand responses[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2023, 38(1): 11-17.

[7] 曹婧祎,何永秀,周静涵,等.基于需求侧响应的不同时间尺度动态分时电价时段优化研究[J]. *电力科学与技术学报*, 2024, 39(6): 242-250, 268.

CAO Jingyi, HE Yongxiu, ZHOU Jinghan, et al. Time slot optimization of dynamic time-of-use tariffs under different time scales based on demand side response[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2024, 39(6): 242-250, 268.

[8] 王锦浩,姚磊,田颖,等.考虑负荷状态提取与分时电价的需求侧能源调度策略[J]. *智慧电力*, 2024, 52(6): 92-99.

WANG Jinhao, YAO Lei, TIAN Ying, et al. Demand side energy dispatch strategy considering load state extraction and time-of-use tariffs[J]. *Smart Power*, 2024, 52(6): 92-99.

[9] 谭显东,陈玉辰,李扬,等.考虑负荷发展和用户行为的分时电价优化研究[J]. *中国电力*, 2018, 51(7): 136-144.

TAN Xiandong, CHEN Yuchen, LI Yang, et al. Research on optimization of TOU considering load development and user behavior[J]. *Electric Power*, 2018, 51(7): 136-144.

[10] 高原,贺杨钧,郭凯军,等.考虑负荷季节特性的电价型需求响应最优定价策略[J]. *电力建设*, 2023, 44(1): 55-63.

GAO Yuan, YANG Hejun, GUO Kaijun, et al. Optimal pricing strategy of electricity price demand response considering seasonal characteristics of load[J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(1): 55-63.

[11] 杜将武,唐小强,罗志伟,等.面向综合能源园区的丰枯电价

- 定价方法[J]. 发电技术, 2023, 44(2): 261-269.
- DU Jiangwu, TANG Xiaoqiang, LUO Zhiwei, et al. Pricing method for season of use in integrated energy park[J]. Power Generation Technology, 2023, 44(2): 261-269.
- [12] 何英静, 叶泽, 魏文. 考虑用户需求价格弹性的峰谷分时电价时段划分研究[J]. 价格月刊, 2022(12): 1-9.
- HE Yingjing, YE Ze, WEI Wen. Study on time division of time-of-use price between peak and valley considering price elasticity of user demand[J]. Prices Monthly, 2022(12): 1-9.
- [13] 李伟龙, 张晓晴, 胡雅洁, 等. 基于 K-means 聚类算法的负荷峰谷时段划分[J]. 电气开关, 2024, 62(4): 29-31.
- LI Weilong, ZHANG Xiaoqing, HU Yajie, et al. Load peak-valley period division based on K-means clustering algorithm[J]. Electric Switchgear, 2024, 62(4): 29-31.
- [14] 赵明, 董力, 李孟阳, 等. 基于时段聚类的峰谷电价时段确定方法研究[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(4): 11-17.
- ZHAO Ming, DONG Li, LI Mengyang, et al. Periods division method for peak-valley prices based on clustering algorithm[J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(4): 11-17.
- [15] 张强, 代建. 风电能源上网分时销售电价划分研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(8): 142-146, 254.
- ZHANG Qiang, DAI Jian. Research on time-division of feed-in tariff for wind power[J]. Computer Simulation, 2017, 34(8): 142-146, 254.
- [16] 董志辉, 林凌雪. 基于改进模糊 C 均值聚类时段划分的配电网动态重构[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2299-2305.
- DONG Zhihui, LIN Lingxue. Dynamic reconfiguration of distribution network based on improved fuzzy C-means clustering of time division[J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2299-2305.
- [17] DUAN Xiaoli, LIU Sanwei, HUANG Fuyong, et al. Peak-valley time period partition of TOU tariff based on fuzzy equivalence relation clustering algorithm[J]. IAENG International Journal of Applied Mathematics, 2023, 53(4): 1183-1188.
- [18] TIAN X J, LIANG C Y, FENG T J, et al. Signal control period division method based on locally linear embedding and particle swarm optimization combined with K-means clustering[J]. IEEE Access, 2021, 9: 147613-147625.
- [19] YANG H J, GAO Y, MA Y H, et al. Optimal modification of peak-valley period under multiple time-of-use schemes based on dynamic load point method considering reliability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(5): 3889-3901.
- [20] YANG H J, WANG L, ZHANG Y Y, et al. Reliability evaluation of power system considering time of use electricity pricing[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 1991-2002.
- [21] 周步祥, 姚先禹, 臧天磊, 等. 基于马氏 DTW 时段划分和 FCPSOGSA 算法的配电网动态重构[J]. 智慧电力, 2021, 49(11): 66-72, 80.
- ZHOU Buxiang, YAO Xianyu, ZANG Tianlei, et al. Dynamic reconfiguration of distribution network based on Markov DTW time division and FCPSOGSA algorithm[J]. Smart Power, 2021, 49(11): 66-72, 80.
- [22] DUAN L Z, YU F S, PEDRYCZ W, et al. Time-series clustering based on linear fuzzy information granules[J]. Applied Soft Computing, 2018, 73: 1053-1067.
- [23] 江兵, 李国荣, 孙赵盟, 等. 基于长短期记忆神经网络和改进型 K-means 聚类算法的居民峰谷时段划分模型[J]. 现代电力, 2021, 38(6): 620-629.
- JIANG Bing, LI Guorong, SUN Zhaomeng, et al. A residential peak and valley time division model based on long short-term memory and improved K-means clustering algorithm[J]. Modern Electric Power, 2021, 38(6): 620-629.
- [24] SAMADI M, AGHAMOHAMADI M, MAHMOUDI A. Optimal time period clustering of time-of-use schemes based on elastic loads' responsiveness[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2020, 30(4): e12275.
- [25] 王亚莉, 叶泽, 黄际元, 等. 基于动态峰谷时段划分的储能调峰调频经济调度研究[J]. 中国电力, 2022, 55(8): 64-72.
- WANG Yali, YE Ze, HUANG Jiyuan, et al. Research on economic scheduling of ES peak and frequency regulation based on dynamic peak-valley time division[J]. Electric Power, 2022, 55(8): 64-72.
- [26] 李耀龙, 呼彦喆, 高敬更, 等. 基于改进模糊聚类算法的峰谷时段划分研究[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(12): 2837-2842.
- LI Yaolong, HU Yanzhe, GAO Jinggeng, et al. Research on peak valley time division based on improved fuzzy clustering algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(12): 2837-2842.
- [27] 陈谦, 胡浩, 孙波. 计及电力需求响应的峰谷时段自适应划分系统[J]. 电工技术, 2023(20): 78-81.
- CHEN Qian, HU Hao, SUN Bo. Self-adaptive system for dividing peak/valley period considering power demand response[J]. Electric Engineering, 2023(20): 78-81.
- [28] SONG X, LI W J, MA D F, et al. An enhanced clustering-based method for determining time-of-day breakpoints through process optimization[J]. IEEE Access, 2018, 6: 29241-29253.
- [29] TSO W W, DEMIRHAN C D, HEUBERGER C F, et al. A hierarchical clustering decomposition algorithm for optimizing renewable power systems with storage[J]. Applied Energy, 2020, 270: 115190.

- [30] PINEDA S, MORALES J M. Chronological time-period clustering for optimal capacity expansion planning with storage[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(6): 7162-7170.
- [31] ROGERS D F, POLAK G G. Optimal clustering of time periods for electricity demand-side management[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(4): 3842-3851.
- [32] 艾欣, 周树鹏, 赵阅群. 考虑风电不确定性的用户侧分时电价研究[J]. *电网技术*, 2016, 40(5): 1529-1535.
- AI Xin, ZHOU Shupeng, ZHAO Yuequn. Study on time of use

pricing of user side considering wind power uncertainty[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(5): 1529-1535.

作者简介:



李艳梅

李艳梅(1975),女,博士,副教授,研究方向为技术经济及管理、电力市场(E-mail: yanmei.li@ncepu.edu.cn);

顾诚凯(1999),男,硕士在读,研究方向为储能、电力市场;

任恒君(1997),男,硕士,从事绿色电能管理相关工作。

Time-of-day division of time-of-use electricity tariff considering duration preference of the policymaker

LI Yanmei¹, GU Chengkai¹, REN Hengjun², SI Ge³, LI Yiwei⁴

(1. Department of Economic Management, North China Electric Power University, Baoding 071000, China;

2. Shandong Electric Power Engineering Consulting Institute Co., Ltd., Jinan 250000, China;

3. State Grid Jinan Power Supply Company of Shandong Electric Power Company, Jinan 250000, China;

4. China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China)

Abstract: Time-of-day division is an important step in the formulation of time-of-use electricity prices. The minimum and maximum continuous duration in each period have an important impact on the adjustment effect of time-of-use electricity prices. However, at present, previous studies on the time-of-use electricity price division have not taken into account the time preference of the policymaker. The different needs of policymakers for the total duration of the session, the minimum continuous duration of the session, and the maximum continuous duration within the session are considered in this paper. On the basis of cluster analysis, a time-of-use electricity price time division model considering the preference of policymakers is constructed. The proposed model calculates the distance between load values through affiliation function and Euclidean distance, with the objective function of minimizing the total similarity within each cluster. In this paper, the typical daily load data of a region in China is used to verify the rationality and effectiveness of the proposed model. The results show that the proposed method can obtain the time division results that meet the preferences of decision makers. It is found that the clustering analysis of time period using 0-1 integer linear programming is an effective method to solve the problem of policymakers' preference for duration. Under the traditional time-of-use electricity price time division model, the modified load is inconsistent with the time period electricity price. However, the time-of-use electricity price time division model considering the time preference of decision-makers has a significant corrective effect on this phenomenon.

Keywords: time-of-day division; time-of-use electricity tariff; preference of the policymaker; minimum continuous duration; maximum continuous duration; cluster analysis

(编辑 方晶)