引用格式:于福海,刘永阔,丁秋琳,等.考虑负荷时序与电源匹配的配电网最优业扩模型[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):163-169.
Citation: YU Fuhai, LIU Yongkuo, DING Qiulin,et al.Optimal business expansion model for distribution network considering load timing and power source matching[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2025,40(2):163-169.

考虑负荷时序与电源匹配的配电网最优业扩模型

于福海,刘永阔,丁秋琳,申成龙,王安琦
(国网辽宁省电力有限公司本溪供电公司,辽宁 本溪 117000)

摘　要:传统配电网制定新接入负荷业扩方案时,没有考虑其时序和可控可中断负荷,易使同特征负荷集中接入同一电源,造成该电源点的峰值、谷值叠加,使设备利用率和业扩能力低下。对此,提出考虑负荷时序与电源匹配的配电网最优业扩模型。首先,提出改进星雀算法的模糊C均值聚类方法获取时序负荷聚类库;其次,提出基于隶属度函数的新报装用户时序负荷模式识别方法;再次,将电源点可控可中断负荷融入上述模型,建立配电网业扩最优模型;最后,以某实际电网为例进行仿真验证,表明所提方法的有效性。

关　键　词:负荷时序;配电网;星雀算法;可控可中断;业扩
DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2025.02.017　　**中图分类号**:TM714　　**文章编号**:1673-9140(2025)02-0163-07

Optimal business expansion model for distribution network considering load timing and power source matching

YU Fuhai, LIU Yongkuo, DING Qiulin, SHEN Chenglong, WANG Anqi
(Benxi Electric Power Supply Company, State Grid Liaoning Electric Power Supply Co., Ltd., Benxi 117000, China)

Abstract: When business expansion plans of new access loads are formulated for traditional distribution networks, their timing and controllable and interruptible loads are not considered, which can easily cause loads with the same characteristics to be concentrated in the same power source. As a result, the peak and valley values of the power point are overlapped, and thus equipment utilization and business expansion capacity are lowered. In response, this paper proposes an optimal business expansion model for distribution networks, which considers load timing and power source matching. Firstly, the paper proposes a fuzzy C-means clustering method based on the improved nutcracker optimization algorithm to obtain the temporal load clustering library. Secondly, it proposes a temporal load pattern recognition method for new installation users based on membership function. After that, the controllable and interruptible load of the power point is integrated into the above model, and an optimal model for the business expansion of the distribution network is established. Finally, simulation verification is conducted using an actual power grid as an example, demonstrating the effectiveness of the proposed method.

Key words: load timing; distribution network; distribution network; nutcracker optimization algorithm; controllable and interruptible; business expansion

配电网业扩报装是响应“碳达峰、碳中和”目标的重要载体,也是构建新型电力系统“安全高效、清洁低碳、柔性灵活、智慧融合”的重要举措。其任务是根据供电电源的位置及负荷时序特性选择与之适配的新用户,从而提升用电质量、经济性及电网资产利用率[1]。然而,当前配电网业扩报装主要采用就近接入策略,未考虑新用户负荷的峰谷时序特性及可中断负荷协同调节能力[2]。显然,若沿用

收稿日期:2024-08-12;**修回日期**:2024-11-08
基金项目:国网辽宁省电力有限公司管理科技项目(2024YF-16)
通信作者:于福海(1975—),男,硕士,副高级工程师,主要从事配电网业扩、规划等理论与实际工程方面的研究;E-mail:1525681788@qq.com

传统方法，将时序特性相似的负荷集中于同一供电点及线路，峰值时段将导致线路传输容量越限风险增加，限制电源业扩能力；谷值时段则导致电源及线路利用率下降，造成配电网资源浪费。因此，考虑负荷时序特征与电源匹配的配电网业扩研究尤为必要。该问题已成为理论研究与工程实践的热点。例如，在负荷特征提取方面：文献[3]针对K-means聚类受初始中心和数据样本限制的问题，提出了萤火虫算法与K-means结合的改进方法；文献[4-5]基于模糊C均值聚类优化了用户用电特征分析模型；文献[6-7]针对有序用电方案中负荷特性差异缺失的问题，提出了Canopy与k-shape时间序列聚类算法。在可再生能源消纳规划方面，文献[8-9]基于机组度电煤耗差异与利用小时数，构建了碳排放约束下的多目标电源规划模型；文献[10-12]针对可再生能源利用率低的问题，提出了电-热-冷-氢多能协同的双层规划模型。在负荷与电源协同优化方面，文献[13-14]通过需求响应与可再生能源柔性调节，建立了分布式电源规划运行耦合模型；文献[15-16]将光伏、氢能与输电线路结合，提出了综合能源最优匹配模型。此外，文献[17-18]利用模糊C均值与决策树算法实现了新用户负荷特征识别。

综上所述，现有研究都是在已知新报装负荷历史特征、仅计及其最大值情况下开展的，而没有考虑新接入用户负荷的时序特征，也没有考虑可控可中断负荷的可控协同特性以提升业扩能力。对此，本文提出了考虑负荷时序与电源匹配的配电网最优业扩模型以解决该问题。首先，提出了时序负荷聚类特征的提取方法；其次，给出了新报装用户特征提取及匹配方法；最后，构建了考虑时序及可控可中断负荷的最优业扩模型。

1 改进星雀算法的模糊C均值时序负荷聚类

1.1 传统模糊C均值聚类方法

模糊C均值聚类算法是根据设定的C个聚类，通过下式找到C个聚类中心，使各个样本到聚类中心的距离最小：

$$\begin{cases} J(\boldsymbol{U},V)=\min\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{C}\left(u_{ij}\right)^{m}\left\|x_i-v_j\right\|^2 \\ \text{s.t.}\sum_{j=1}^{C}u_{ij}=1 \end{cases} \tag{1}$$

式中，$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_N\}$为N个样本的数据集合；$x_i(i=1,2,\cdots,N)$为其具有M个特征的样本（M一般取24、48或96）；C为初始设置的聚类个数；$V=\{v_1,v_2,\cdots,v_C\}$为随机设置的初始聚类中心；v_j为其第j个聚类中心；$\boldsymbol{U}$为初始设置的隶属度矩阵，其元素u_{ij}为第i个样本与第j个聚类中心之间的隶属度；m为隶属度权值系数。

通过将式(1)构造拉格朗日函数并求极值可得：

$$\begin{cases} u_{ij}=\sum_{k=1}^{C}\left(\dfrac{\left\|x_i-v_j\right\|_2^2}{\left\|x_i-v_k\right\|_2^2}\right)^{-\frac{1}{m-1}} \\ v_j=\sum_{i=1}^{N}\left(u_{ij}\right)^{m}x_i\Big/\sum_{i=1}^{N}\left(u_{ij}\right)^{m} \end{cases} \tag{2}$$

在初始给定式(1)中各个参数情况下，对式(2)中的聚类中心v_j和隶属度u_{ij}不断更新迭代，直至达到前、后两次隶属度差值较小或最大迭代次数为止。

由此可见，模糊C均值聚类方法需要已知聚类数C、初始聚类中心V及隶属度矩阵$\boldsymbol{U}$等先验知识，且对于噪声和异常值敏感容易陷入局部。

1.2 改进熵权值法解决噪声和异常值敏感问题

针对传统熵权法取固定系数值泛化性差的问题，本文提出了针对不同负荷特征的改进动态系数熵权值法。设N个负荷t个时间段的数据经过标幺化的输入数据矩阵$\boldsymbol{X}$为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1t} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2t} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{Nt} \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中，$x_{ij}\left(i=1,2,\cdots N;\ j=1,2,\cdots,t\right)$为第$i$个负荷在第$j$个时间的值。

对于X中第$j\left(j=1,2,\cdots,t\right)$列中的第$i(i=1,2,\cdots,N)$负荷的特征比重$f_{ij}$为

$$f_{ij}=x_{ij}\Big/\sum_{k=1}^{N}x_{kj} \tag{4}$$

则第$j(j=1,2,\cdots,t)$列的熵值H_j、熵权ω_{0j}分别为

$$H_j=-\frac{1}{\ln N}\left(\sum_{k=1}^{N}f_{ij}\ln f_{ij}\right) \tag{5}$$

$$\omega_{0j}=\frac{1-H_j}{\sum_{k=1}^{t}(1-H_k)} \tag{6}$$

式中，H_k为第k个熵权值。

为了消除噪声和异常值对式(5)、(6)影响，本文改进的样本权值为

$$\omega_j=\begin{cases}\left(1-\bar{H}^p\right)\omega_{0j}+\bar{H}^p\omega_{3j}, & H_j<1\\ 0, & H_j\geqslant 1\end{cases} \tag{7}$$

式中，p为随负荷时间t个采样点变化取值；$\bar{H}$为式(5)的均值；$\omega_{3j}=\dfrac{1+\bar{H}-H_j}{\sum\limits_{k=1,H_k\neq 1}^{t}\left(1+\bar{H}-H_k\right)}$。

根据式(7)，将式(1)中的目标函数改进为

$$\begin{cases}J(\boldsymbol{U},V)=\min\sum\limits_{i=1}^{N}\sum\limits_{j=1}^{C}\mathrm{e}^{-\sum\limits_{i=1}^{C}u_{ij}d_{ij}^2}\left(u_{ij}\right)^m d_{ij}^2\\ d_{ij}^2=\left[\left(\prod\limits_{j=1}^{t}\omega_j\right)\left\|x_i-v_j\right\|^2\right]\end{cases} \tag{8}$$

1.3　基于星雀算法求解初始聚类中心

星雀算法主要分为2个阶段，第1阶段是觅食和存储食物，其实质是生成初始解空间向量，本文用于生成模糊C均值初始聚类中心，其数学模型为

$$X_i^{t+1}=\begin{cases}X_{ij}^t, & \tau_1<\tau_2\\ X_{\mathrm{mj}}^t+\gamma\left(X_{\mathrm{aj}}^t-X_{\mathrm{bj}}^t\right)+\mu\left(r^2U_j-L_j\right), & t\leqslant\dfrac{T_{\max}}{2}\\ X_{\mathrm{cj}}^t+\mu\left(X_{\mathrm{aj}}^t-X_{\mathrm{bj}}^t\right)+\mu\left(r_1-0.05\right)\left(r^2U_j-L_j\right), & \text{other}\end{cases} \tag{9}$$

式中，X_i^{t+1}为第i个星雀第$t+1$次迭代的位置；X_{ij}^t为第i个星雀第t次迭代第j位置；τ_1、τ_2、r、r_1为0～1内随机数；X_{mj}^t为第t次迭代所有解第j维均值；X_{aj}^t、X_{bj}^t和X_{cj}^t分别为星雀种群中随机选取的3个探索高质量解个体第t次迭代第j位置；U_j和L_j分别为第j维位置的上限和下限；γ为Levy飞行函数形成的随机数；$T_{\max}$为迭代次数限值。

$$\mu=\begin{cases}\tau_3, & r_1<r_2\\ \tau_4, & r_2<r_3\\ \tau_5, & r_1<r_3\end{cases} \tag{10}$$

式中，τ_3为0～1内随机数；τ_4为服从正态分布的随机数；τ_5为Levy飞行函数形成的随机数。

$$X_i^{t+1(\mathrm{new})}=\begin{cases}X_i^t+\mu\left(X_{\mathrm{best}}^t-X_i^t\right)|\lambda|+r\left(X_{\mathrm{A}}^t-X_{\mathrm{B}}^t\right), & r_1<r_2\\ X_{\mathrm{best}}^t+\mu\left(X_A^t-X_B^t\right), & r_1<r_3\\ X_{\mathrm{best}}^t l, & \text{其他}\end{cases} \tag{11}$$

式中，$X_i^{t+1(\mathrm{new})}$为第i个星雀第$t+1$次迭代后将解存放的新位置；λ为由Levy飞行函数形成的随机数；X_{best}^t为第t次迭代的最优解；l为衰减因子；其他符号含义与前文相同。

1.4　改进星雀算法求解最优聚类中心

星雀算法的第2阶段是获取最优解过程，然而传统星雀算法只采用了星雀搜索单个位置，不能获取最优解，本文将其改进为种群搜索多个位置求最优解，数学建模为式(12)～(16)。

首先，若星雀记住初始解的位置，则其探寻解的迭代更新位置为

$$X_{ij}^{t+1}=\begin{cases}X_{ij}^t, & \tau_3<\tau_4\\ X_{ij}^t+r_1\left(X_{\mathrm{best}j}^t-X_{ij}^t\right)+r_2\left(R_{i1}^t-X_{cj}^t\right), & \text{other}\end{cases} \tag{12}$$

式中，$X_{\mathrm{best}j}^t$为第t次迭代第j维最优位置；R_{i1}^t为第t次迭代第i星雀在参考点1位置；其他符号含义与前文相同。

其次，若星雀没有记住初始解的位置，则其探寻解的迭代更新位置为

$$X_{ij}^{t+1}=\begin{cases}X_{ij}^t, & \tau_5<\tau_6\\ X_{ij}^t+r_1\left(X_{\mathrm{best}j}^t-X_{ij}^t\right)+r_2\left(R_{i2}^t-X_{cj}^t\right), & \text{other}\end{cases} \tag{13}$$

式中，τ_5、τ_6为0～1之间的随机数；R_{i2}^t为第t次迭代第i星雀在参考点2位置；其他符号含义与前文相同。

$$X_{ij}^{t+1}=\begin{cases}\text{式(12)}, & \tau_7<\tau_8\\ \text{式(13)}, & \text{other}\end{cases} \tag{14}$$

式中，τ_7、τ_8为0～1之间的随机数。

然后，根据记忆在第1个参考点附近搜索最优解位置迭代更新模型为

$$X_{ij}^{t+1}=\begin{cases}X_i^t, & f\left(X_i^t\right)<f\left(R_{i1}^t\right)\\ R_{i1}^t, & \text{other}\end{cases} \tag{15}$$

式中，$f\left(X_i^t\right)$为将位置X_i^t输入目标函数f(即式(8))值；$f\left(R_i^t\right)$为将位置R_{i1}^t输入目标函数f(即式(8))值；其他符号含义与前文相同。

最后，在第1个参考点若没有找到最优解，则在第2个参考点及其他区域寻找：

$$X_{ij}^{t+1}=\begin{cases}X_i^t, & f\left(X_i^t\right)<f\left(R_{i2}^t\right)\\ R_{i2}^t, & \text{other}\end{cases} \tag{16}$$

式中，$f\left(R_{i2}^t\right)$为将位置R_{i2}^t输入目标函数f(即式(8))值。

1.5　确定最优聚类数

按式(2)获取隶属度后建立以戴维森堡丁

(Davies-Bouldin index,DBI)目标函数确定聚类数:

$$\begin{cases} D_{\mathrm{BI}}=\dfrac{1}{C}\displaystyle\sum_{i=1}^{C}\max_{(i\neq j,j=1,2,\cdots,C)}\left(\dfrac{S_i+S_j}{\left\|c_i-c_j\right\|_2}\right) \\ S_i=\dfrac{1}{N_i}\sqrt{\displaystyle\sum_{t=1}^{N_i}\left(x_t-c_i\right)^2} \\ S_j=\dfrac{1}{N_j}\sqrt{\displaystyle\sum_{t=1}^{N_j}\left(x_t-c_j\right)^2} \end{cases} \tag{17}$$

式中,C为聚类个数;S_i为聚类A_i中的元素到其聚类中心c_i的欧式距离均值;N_i为聚类A_i中的元素个数;S_j为聚类A_j到其聚类中心c_j的欧式距离均值;N_j为聚类A_j中的元素个数;$\left\|c_i-c_j\right\|_2$为聚类中心c_i与c_j之间的欧式距离;$\dfrac{S_i+S_j}{\left\|c_i-c_j\right\|_2}$为第$i$类与第$j$类的相似程度;$\max\limits_{i\neq j}\left(\dfrac{S_i+S_j}{\left\|c_i-c_j\right\|_2}\right)$为第$i$类其他类的最大相似度;$D_{\mathrm{BI}}$为对每一类的最大相似度计算均值。当选择不同聚类个数C时,D_{BI}对应不同的数值,该数值越小,表明每一聚类内部越紧密、类间样本越分散,此时的聚类数目C为最佳聚类数。

2 基于隶属度函数的新报装用户时序负荷模式识别

准确把握新报装用户负荷模式及其聚类识别是提升配电网业扩的关键。根据新报装用户提供的预用电特点,按式(1)x_i样本获取时序样本x_i'。

第1部分式(2)给出了隶属度u_{ij}的计算模型,本文对其进行改进,包含如下两步:首先,计算获得最优分类数C、聚类中心V及隶属度矩阵$\boldsymbol{U}$。然后,计算新报装用户i在C个聚类中的最大化隶属度,即隶属于第k^*聚类的模型为

$$u_{ik^*}=\max_{j=1,2,\cdots,C}\left\{\sum_{k=1}^{C}\left(\frac{\left\|x_i'-v_j\right\|_2^2}{\left\|x_i'-v_k\right\|_2^2}\right)^{-\frac{1}{m-1}}\right\} \tag{18}$$

式中,x_i'为新报装用户i的M个特征样本;v_j为第j个聚类中心;v_k为第k个聚类中心。

设存在n个新报装用户,按式(18)依次可以获得新报装用户i的聚类,则可以预测报装用户$i(i=1,2,\cdots,n)$的时序负荷为

$$P_i^{\mathrm{pre}}=v_{k^*}P_i^{\max} \tag{19}$$

式中,P_i^{pre}为有M个特征的报装用户i的预测值;v_{k^*}为第k^*类的聚类中心;$P_i^{\max}$为新报装用户i的负荷峰值。

3 考虑可控可中断负荷的最优业扩模型

3.1 业扩均衡化指标

设配电网中共有S个电源点可用于新报装负荷接入,该S个电源点已经接入的负荷表示为

$$P_j=[P_{j1},P_{j2},\cdots,P_{jM}],j=1,2,\cdots,S \tag{20}$$

式中,$P_{jt}(t=1,2,\cdots,M)$为第j个电源点的负荷M个特征,与式(1)含义相同。

第j个电源点负荷的均值可以表达为

$$\bar{P}_j=\frac{1}{M}\sum_{t=1}^{M}P_{jt} \tag{21}$$

若将式(19)中的第$i(i=1,2,\cdots,n)$个新报装用户接入第j个电源点,其负荷为

$$P_j'=P_j+P_i^{\mathrm{pre}} \tag{22}$$

由此对第$j(j=1,2,\cdots,S)$个电源点的均衡化影响指标为

$$\Gamma_j=\frac{1}{M}\left\|P_j'-\bar{P}_j\right\|_2^2,j=1,2,\cdots,S \tag{23}$$

由式(23)可以看出,其值越小,表明在满足负荷需求的前提下,电源点j接入新负荷使得其“削峰填谷”效果越好,其业扩能力和抵御冲击性负荷的能力越强,即其业扩能力越强。

3.2 最优业扩模型

在这些业扩均衡化指标下,考虑到电源点原接入的可控可中断负荷是调节“削峰填谷”、调节负荷均衡化的重要调控量,故将其融入式(23)中,将其改进为

$$\Gamma_j'=\frac{1}{M}\left\|\tilde{P}_j+P_i^{\mathrm{pre}}-\bar{P}_j+\boldsymbol{\kappa}_jC_j\right\|_2^2,j=1,2,\cdots,S \tag{24}$$

式中,$\tilde{P}_j$为第j电源点原接入负荷中去除可控可中断负荷;C_j为第j个电源点中的可控可中断负荷;$\boldsymbol{\kappa}_j$为M维行向量,其元素值为0或1。

由此,综合考虑新接入的n个报装用户接入S个电源点的业扩最优模型为

$$\begin{cases} F=\min\left\{\dfrac{1}{M}\left\|\tilde{P}_j+\boldsymbol{\vartheta}_iP_i^{\mathrm{pre}}-\bar{P}_j+\boldsymbol{\kappa}_jC_j\right\|_2^2\right\}, \\ \qquad j=1,2,\cdots,S;\ i=1,2,\cdots,n \\ \max\left(\tilde{P}_j+P_i^{\mathrm{pre}}-\bar{P}_j+\boldsymbol{\kappa}_jC_j\right)\leqslant P_j^{\max} \end{cases} \tag{25}$$

式中,$\boldsymbol{\vartheta}_i$为M维的0或1向量;$P_j^{\max}$为第j电源点发电容量最大值。

式(25)是保证每个电源点都最小化均衡指标,那么整个配电网S个电源点总的均衡指标都将达到最小化。对式(25)采用粒子群优化算法进行求解,可得

到n个新报装用户接入S个电源点的最优业扩方案。

4　算例分析

以某实际配电网现有发电、负荷和配电网架结构以及一、二次设备情况为基础，对本文所提方法进行仿真验证。该实际配电网包含3个馈线电源点接入，该3个馈线电源点相互之间的直线距离分别是：馈线1与2之间的距离为15 km、馈线1与3之间的距离为17 km、馈线2与3之间的距离为19 km。

现有18个新用户负荷待接入3条馈线电源点。按原电力公司考虑方案是：以用户就近程度、报装容量等因素作为接入电源点方案，该方案是：新用户1～6接入电源点馈线1；新用户7～12接入电源点馈线2；新用户13～18接入电源点馈线3。新用户供电接入原方案如图1所示。

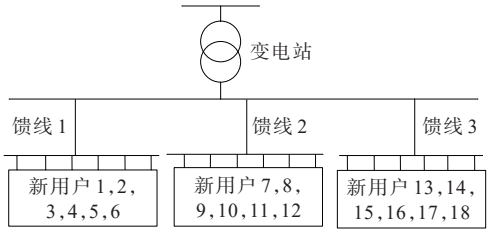

图 1　新用户供电接入原方案

Figure 1　Original plan for new users' power supply connection

4.1　配电网用户负荷聚类特征提取

为了验证本文第1部分所提方法，选取某实际配电网2020—2023年1 000个用户负荷，每个用户负荷按每天24 h通过智能电表提取其用电数据，按第1部分计算聚类数目，同时采用轮廓系数法进行对比验证，如图2所示。

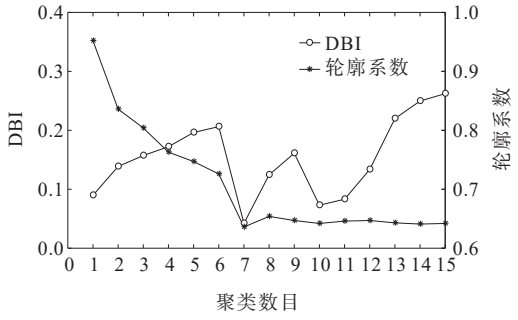

图 2　DBI和轮廓系数法获取聚类数曲线

Figure 2　Cluster number curves obtained with DBI and contour coefficient method

由图2可知，聚类数目为7时，DBI指标最小，轮廓系数法指标最大。因此，本文选取聚类数目为7，建立最优聚类库，如图3所示。

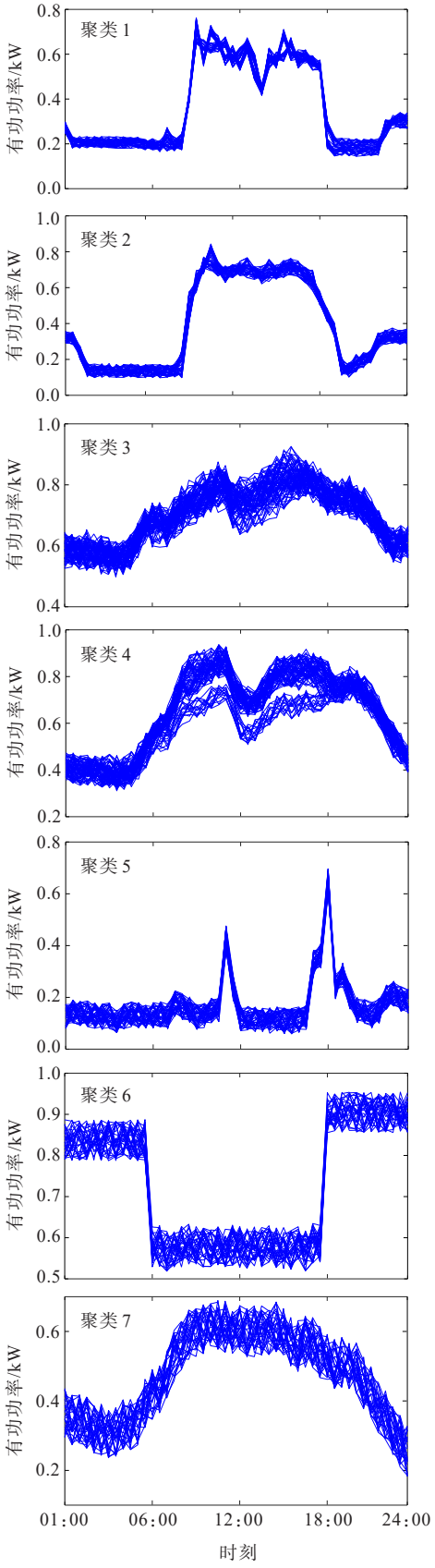

图 3　7种聚类结果

Figure 3　7 clustering results

4.2　新报装用户负荷模式识别

为了验证文2所提方法，根据18个新报装用户

的预用电数据，按式(18)隶属度识别其所隶属的聚类模式，结果如表1所示。

表1 新报装的18个用户隶属聚类结果

Table 1 Clustering results of 18 new installation users

聚类数目	新用户
1	1、2、14
2	3、15、16
3	4、6
4	5、9、11、12
5	8、17
6	18
7	7、10、13

4.3 最优业扩接入方案

为了验证本文第3部分所提最优业扩模型，图1所示的3条馈线上的初始负荷数据可以通过高级量测获得，3条馈线保留一定裕度后的最大有功上限为1 600 kW，通过求解式(25)可得优化方案如表2所示。本文所提方案与原方案对比效果如图4所示。

表2 本文所提优化方案结果

Table 2 Results of optimization plan proposed in this paper

方案	新用户接入馈线号		
	馈线1	馈线2	馈线3
原方案	1-6	7-12	13-18
本文	1,2,4,6,14	3,5,9,11,12,15,16	7,8,10,13,17,18

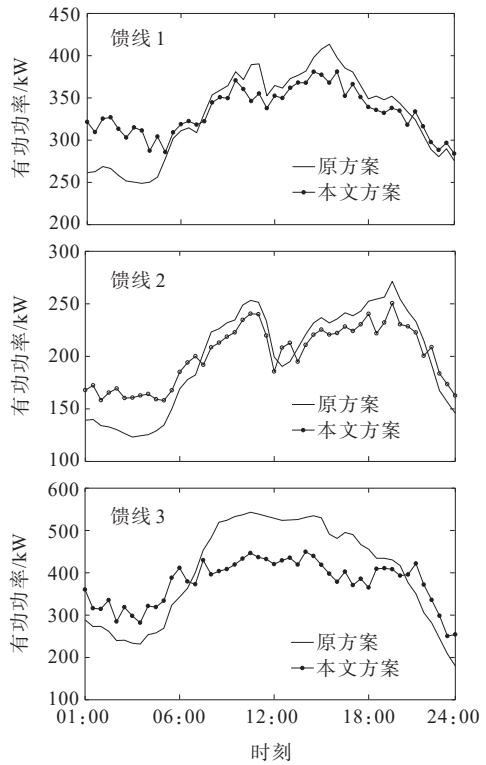

图4 本文所提方案与原方案结果对比

Figure 4 Comparison of results between the proposed plan and the original plan

由图4可见，对于馈线1～3来说，原方案具有较大的峰谷差，若再增加相似“峰谷”特征的新报装用户将加大该电源点的峰值、谷值，造成峰谷两极分化现象，峰值时刻可能会出现安全越限问题，无法继续接入新用户负荷，而谷值造成了大量设备停机或空置，降低了设备利用率。

而本文通过最优业扩模型，使得时序负荷特征匹配，降低了峰值和谷值，使峰谷时序曲线平坦，具有明显的“削峰填谷”作用，因而可以在供电点继续接入新负荷，提升了电源点及馈线的业扩能力。

5 结语

本文提出了考虑负荷时序与电源匹配的配电网最优业扩模型，以解决传统新接入负荷没有考虑时序特性及其可控可中断特性，通过实际算例的仿真验证，可得如下结论：

1) 所提出改进星雀算法的模糊C均值时序负荷聚类无须提前设定聚类数、初始聚类中心，且能够克服噪声和异常值，因而准确获取历史用户负荷聚类特征。

2) 所提基于隶属度函数的新报装用户时序负荷模式识别能够有效准确获取新报装用户特征模式；

3) 所提出考虑可控可中断负荷的最优业扩模型能够获得更加合理的设计方案。

本文的成果能够为配电网新用户接入电源点的业扩报装提供理论指导，同时对于提升配电网资产利用率、节约一二次设备资源具有重要的理论和实际意义。

参考文献：

[1] 王金丽，李丰胜，解芳，等.“双碳”战略背景下新型配电系统技术标准体系[J].中国电力，2023，56(5)：22-31.
WANG Jinli，LI Fengsheng，XIE Fang，et al.Research on technical standard system of new distribution system under double-carbon strategy[J].Electric Power，2023，56(5)：22-31.

[2] 杜向阳，熊小伏，王建，等.基于负荷有序聚类的主动配电网储能规划方法[J].电力科学与技术学报，2023，38(6)：187-197.
DU Xiangyang，XIONG Xiaofu，WANG Jian，et al.Energy storage planning method of active distribution network based on load ordered clustering[J].Journal of Electric Power Science and Technology，2023，38(6)：187-197.

[3] 李娟，汪家铭，许苏迪，等.基于量子萤火虫算法的配电网故障恢复策略[J].中国电力，2023，56(12)：191-198.

LI Juan, WANG Jiaming, XU Sudi, et al. Fault recovery strategy of distribution networks based on quantum firefly algorithm[J].Electric Power,2023,56(12):191-198.

[4] 严萌,于雅雯,王玲静,等.基于多特征联合稀疏表达的SOM-K-means非侵入负荷辨识[J].电力建设,2023,44(5):61-71.
YAN Meng, YU Yawen, WANG Lingjing, et al. SOM-K-means non-invasive load identification based on multi-feature joint sparse expression[J]. Electric Power Construction,2023,44(5):61-71.

[5] 王金锋,赵彬,刘欣雅,等.计及用户参与选择机制的综合需求响应优化策略[J].供用电,2023,40(7):63-72+92.
WANG Jinfeng, ZHAO Bin, LIU Xinya, et al. Joint optimization mechanism of integrated demand response considering the user participation selection[J]. Distribution & Utilization,2023,40(7):63-72+92.

[6] 潘骏,夏祥武,李梁,等.基于关联潮流感知与高斯混合模型的异常用电检测[J].电力建设,2023,44(11):138-148.
PAN Jun,XIA Xiangwu,LI Liang,et al.Abnormal power consumption detection based on associative power flow sensing and Gaussian mixture model[J]. Electric Power Construction,2023,44(11):138-148.

[7] SI C, XU S L, WAN C, et al. Electric load clustering in smart grid: methodologies, applications, and future trends [J].Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021,9(2):237-252.

[8] 魏伟,叶利,方毅,等.考虑碳排放配额和碳交易的新能源电力系统日前优化调度[J].电网与清洁能源,2024,40(1):130-136.
WEI Wei, YE Li, FANG Yi, et al. Day-ahead optimal scheduling of new energy power system considering carbon emission quota and carbon trading[J]. Power System and Clean Energy,2024,40(1):130-136.

[9] 叶健强,孙敦虎.碳交易条件下基于鲁棒优化的电源规划研究[J].发电技术,2024,45(3):566-574.
YE Jianqiang,SUN Dunhu.Research on power planning based on robust optimization under carbon trading condition[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(3): 566-574.

[10] 李文升,刘晓明,曹永吉,等.考虑电力系统灵活性的网-储联合规划[J].智慧电力,2023,51(4):30-37.
LI Wensheng, LIU Xiaoming, CAO Yongji, et al. Joint planning of energy storage and transmission line considering power system flexibility[J]. Smart Power, 2023,51(4):30-37.

[11] 袁晓冬,曾飞,缪惠宇,等.电热氢综合能源系统建模及容量规划研究[J].高压电器,2024,60(7):34-47.
YUAN Xiaodong,ZENG Fei,MIU Huiyu,et al.Study on modelling and capacity planning of electric-thermal-hydrogen integrated energy systems[J]. High Voltage Apparatus,2024,60(7):34-47.

[12] 杨明杰,胡扬宇,千海霞,等.计及碳排放的综合能源配网日前与日内多时间尺度优化调度[J].电力系统保护与控制,2023,51(5):96-106.
YANG Mingjie, HU Yangyu, QIAN Haixia, et al. Optimization of day-ahead and intra-day multi-time scale scheduling for integrated power-gas energy system considering carbon emission[J]. Power System Protection and Control,2023,51(5):96-106.

[13] 王佳,吴任博,肖健,等.新型电力系统能源调度与碳排放计价优化方法研究[J].电测与仪表,2024,61(10):17-25.
WANG Jia,WU Renbo,XIAO Jian,et al.Research on the optimization method of energy dispatching and carbon emission pricing for novel power system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2024,61(10):17-25.

[14] 孙健浩,初壮.考虑碳交易和无功补偿的分布式电源优化配置[J].发电技术,2024,45(1):142-150.
SUN Jianhao, CHU Zhuang. Optimal configuration of distributed generation considering carbon trading and reactive power compensation[J]. Power Generation Technology,2024,45(1):142-150.

[15] 陈众,徐翼,吴辅朝,等.基于光伏消纳能力模拟评估的配电网最优消纳方案规划选择[J].电网技术,2023,47(3):1179-1188.
CHEN Zhong, XU Yi, WU Fuchao, et al. Selection of optimal distribution planning based on simulation of photovoltaic absorption capacity[J]. Power System Technology,2023,47(3):1179-1188.

[16] TAO Y C,QIU J,LAI S Y,et al.Coordinated planning of electricity and hydrogen networks with hydrogen supply chain for fuel cell electric vehicles[J].IEEE Transactions on Sustainable Energy,2023,14(2):1010-1023.

[17] 骆柏锋,穆云飞,贾宏杰,等.基于负荷特征库的大用户供电接入决策方法[J].电力系统自动化,2018,42(6):66-72.
LUO Bofeng, MU Yunfei, JIA Hongjie, et al. Decision method of power supply access for large consumers based on load feature library[J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(6):66-72.

[18] 张小斐,魏玲,王自强,等.基于负荷特性的大用户业扩辅助分析方法[J].电测与仪表,2019,56(12):44-48+84.
ZHANG Xiaofei, WEI Ling, WANG Ziqiang, et al. Auxiliary analysis method of power supply access for large consumers based on load characteristics[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2019,56(12):44-48+84.