

家庭智能用电任务调度优化模型及其算法研究

陆青, 郁浩, 冷亚军, 侯建朝, 谢品杰

(上海电力学院经济与管理学院, 上海市 杨浦区 200090)

Research on Model and Algorithm of Smart Electricity Consumption Task Scheduling Optimization in Household

LU Qing, YU Hao, LENG Yajun, HOU Jianchao, XIE Pinjie

(College of Economics and Management, Shanghai University of Electric Power, Yangpu District, Shanghai 200090, China)

ABSTRACT: Aiming at the optimal scheduling of household load, this paper proposed a model of smart electricity consumption task scheduling optimization. According to the electricity characteristics of different household appliances, different electricity consumption tasks were described and defined by the set theory. And then an electricity consumption task scheduling problem was established, with the optimization objectives of load peak and electricity cost, and the constraints of the household load's characteristic and running state. A solution algorithm based on hybrid encoding genetic algorithm was proposed, in which different algorithm coding and operation strategies were designed for different electricity consumption tasks respectively, in order to gain the solutions of both single objective and multi-objective problems of smart electricity consumption task scheduling optimization in household. The proposed algorithm was verified by the simulation analysis of some household electricity consumption task examples, and the simulation results show that the proposed algorithm has better performance in the scheduling optimization of these electricity consumption tasks.

KEY WORDS: smart electricity consumption; scheduling optimization; set theory; hybrid encoding genetic algorithm; multi-objective optimization

摘要: 针对家庭负荷的优化调度, 提出了一种家庭智能用电任务调度优化模型。根据不同家电设备的用电特点, 采用集合论语言对不同用电任务进行描述定义, 建立以负荷峰值、用电费用为优化目标, 以家庭负荷特性及运行状态为约束的多目标优化问题。提出了基于混合编码遗传算法的求解算

法, 算法中针对不同用电任务分别设计了不同的算法编码及算法操作策略, 实现对家庭智能用电任务调度问题的单目标和多目标优化求解。通过家庭用电任务模拟算例对该算法性能进行了验证, 结果表明该算法能够较好地实现家庭用电任务的优化调度。

关键词: 智能用电; 调度优化; 集合论; 混合编码遗传算法; 多目标优化

0 引言

目前能源互联网(energy internet, EI)^[1-5]正被越来越多的国家提上发展日程, 智能电网(smart grid, SG)^[6-10]作为其重要载体, 由于能够自动优化电网各环节以提高电网运行效率与安全性也备受关注。其中, 智能用电(smart electricity consumption, SEC)^[11-13]是未来智能电网中需求响应(demand response, DR)^[14]的重要组成部分, 可以通过先进的数据传输与信息交互技术^[15], 实现用户与电网之间的灵活互动以满足用户的多元化需求。考虑到电力市场改革所带来的各种价格策略及多种类用电设备的大量普及, 从家庭角度出发的智能用电问题成为近来需求响应研究的热点, 如何根据峰谷分时电价、实时电价等定价方式对家庭用电负荷进行合理调度以削减用电费用或改善家庭日负荷波动成为亟待解决的课题。

文献[16]提出一种基于价格预测的家庭负荷控制模型, 可以对家庭负荷进行规划与安排, 使得各负荷的运行按既定计划有序进行并且可以减少电费的支出。文献[17]针对未来智能电网的能耗调度提出一种自动分布式需求侧管理系统, 基于博弈论以最小化电力消费费用为目标构建了一种电力负荷规划模型, 可以对每个用户制定最优的负荷调度策略以达到纳什均衡。文献[18]提出开发一种能够

基金项目: 国家自然科学基金项目(51507099, 71601109); 上海市教育委员会科研创新资助项目(14YS094); “电气工程”上海市 II 类高原学科资助项目。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (51507099, 71601109); Innovation Program of Shanghai Municipal Education Commission (14YS094); Program of “Electrical Engineering” Shanghai class II Plateau Discipline.

自动联系用户与微电网的需求侧负荷自动调度系统, 该系统模型从用户的角度计算预期电力概况, 并对消费者的用电行为进行预测, 采用负荷聚类分析基于设备使用时间概率与实时电价实现对家庭负荷的自动管理。文献[19]提出一种基于动态电价、用电量及舒适度约束的家庭用电自动需求响应模型, 通过引入惩罚机制对用户在某时段内超出规定用量的负荷值收取较高的费用, 避免用户负荷大量地向低谷时段转移造成新的负荷高峰。文献[20]提出一种能够控制电力消耗水平及负荷运行时间的电力负荷调度模型, 并且结合实时电价对家庭负荷进行优化调度以最大化整体净效用同时满足预算要求。文献[21]对各用电负荷的运行状态进行了相应的设计, 以最小化用电费用为目标, 结合各负荷运行、中断、停止、中断次数等约束建立了一种居民用户智能用电模型以优化用电设备的合理调度。

上述文献所研究模型的需求响应大多只到用户层面, 而对于家庭用户实际的响应行为最后都体现在各类家电的运行状态上, 因此需要研究家电等设备层面上的用电负荷响应及调度优化问题。目前已有一些学者在家电设备层面进行了研究并提出了相应的求解方法, 如线性规划方法^[22-23]、粒子群算法^[24]、博弈论方法^[25]、遗传算法^[26]等。文献[22-23]利用线性规划方法对家庭用户负荷优化问题进行了求解, 但当家电用电任务数量较大时, 线性规划会出现无法求得局部最优解的情形, 并且这类方法也无法处理目标函数为非线性的情况。文献[24]研究了结合分布式能源的智能家居负荷调度问题, 并利用粒子群优化算法对负荷调度优化模型进行了求解, 用以实现最大化用户的净效益。但传统粒子群算法在搜索后期速度较慢, 易于出现陷入局部最优的问题。文献[25]在考虑用户隐私的基础上, 以减少用户用电费用为目标, 基于博弈论构建了一种针对家庭用电设备的优化调度方法, 具有较好的求解效果, 但该方法一般用于解决多用户间博弈的负荷优化调度。

遗传算法(genetic algorithm, GA)是一种模拟自然遗传进化对问题进行优化求解的智能算法, 由于其简单通用、鲁棒性强、适于并行处理等特点, 目前在电力系统中得到广泛地应用^[27-29]。在家电负荷优化方面, 文献[26]以用电费用及负荷延迟时间最小为优化目标, 采用二进制编码遗传算法进行求解用电负荷优化问题, 以实现用户用电费用的降低及负荷波动的削减, 但其中电量调度矩阵的设置使得

二进制编码遗传算法仅适用于不可中断类用电负荷的优化调度, 而无法求解具有可中断用电负荷的情形。本文针对家庭用电负荷设计了一种家庭智能用电任务调度优化模型, 并基于遗传算法设计了相应的混合编码遗传算法用于求解该模型。首先用集合论描述语言对用电任务进行定义, 并根据负荷运行特性将用电任务进行分类; 其次, 提出基于混合编码遗传算法的用电任务调度求解算法, 算法中针对不同用电任务类型分别设计了不同的编码及交叉变异操作策略, 可以对家庭智能用电任务调度问题进行单目标和多目标优化求解; 最后, 通过算例分析对模型算法的求解效果进行验证, 分析结果表明, 该算法对于单目标和多目标问题均有着较好的寻优效果。

1 家庭智能用电任务调度优化模型

本文研究的家庭智能用电结构主要由智能电表、调度优化控制装置、智能插座以及一些家庭用电设备(如空调、电热水器、电动汽车等)所构成, 如图 1 所示。在家庭智能用电环境下, 控制装置可以通过 ZigBee 等无线通信技术控制联接智能插座开关的用电设备运行。

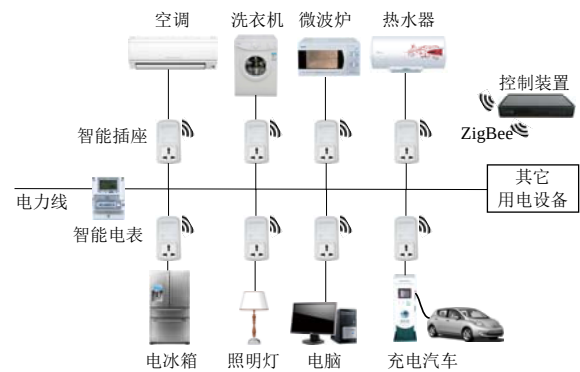


图 1 家庭智能用电结构图

Fig. 1 Structure of smart electricity consumption at home

1.1 用电任务概念的集合描述

将家庭智能用电任务调度时间范围设定在一天之内(0:00—24:00), 对一天时长进行 h 等分, 等分时段时长为 δ , $\delta=24/h$ 小时, 并对时段依次进行编号 $1 \sim h$, 如图 2 所示。

设 H 为家庭智能用电任务调度问题时间域内的时段集合, 即 $H = \{1, 2, 3, \dots, h-1, h\}$, $|H|=h$ 。设 t 为时段变量, $t \in H$ 。设 S 为在 H 上运行的所有用电任务集合, 令 $S = \{\text{task1}, \text{task2}, \dots, \text{taskN}\}$, $|S|=N$, N 为用电任务数量。设 i 为用电任务变量, $i \in S$ 。

对于 $\forall i \in S$, 设 T_i^{RU} 为任务 i 的可运行时段集合, 令 $T_i^{\text{RU}} = \{\alpha_i, \alpha_i + 1, \dots, \beta_i - 1, \beta_i\}$, T_i^{RU} 内的时段

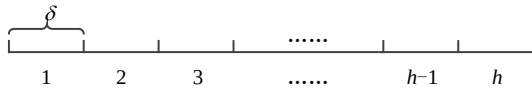


图2 时段的划分

Fig. 2 Partition of time

是连续的, $\alpha_i, \beta_i \in H$, $\alpha_i \leq \beta_i$, $|T_i^{RU}| = \beta_i - \alpha_i + 1$; 设 λ_i 为任务 i 的运行时长, $1 \leq \lambda_i \leq \beta_i - \alpha_i + 1$; 设 T_i^{ST} 为任务 i 允许开始启动运行的时段集合, 则 $T_i^{ST} = \{\alpha_i, \alpha_i + 1, \dots, \beta_i - \lambda_i + 1\}$; 设 L_i 为任务 i 的运行负荷向量, 令 $L_i = (l_{i,1}, l_{i,2}, \dots, l_{i,q}, \dots, l_{i,\lambda_i})$, $1 \leq q \leq \lambda_i$, 其中 $l_{i,q}$ 为任务 i 在其第 q 个运行时段上的运行负荷值, $l_{i,q} > 0$; 设 E_i 为任务 i 的用电量, 则有:

$$E_i = \sum_{q=1}^{\lambda_i} (l_{i,q} \cdot \delta) = \delta \sum_{q=1}^{\lambda_i} l_{i,q} \quad (1)$$

设 z_i^t 为任务 i 在时段 t 上的状态变量, $z_i^t \in \{0,1\}$ 。如果任务 i 在时段 t 上为运行状态, 则 $z_i^t = 1$, 其他 $z_i^t = 0$; 设 z_i 为任务 i 在 H 上的负荷运行状态向量, $z_i = (z_i^1, z_i^2, \dots, z_i^t, \dots, z_i^h)$; 设 T_i^{ON} 为任务 i 的运行时段集合, $T_i^{ON} = \{t | z_i^t = 1, t \in H\}$, $|T_i^{ON}| = \lambda_i$, 易知 $T_i^{ON} \subseteq T_i^{RU}$; 设 σ_i 为任务 i 开始启动运行的时段, $\sigma_i \in T_i^{ST}$, 易知 $\sigma_i = \min T_i^{ON}$ 。

1.2 用电任务类型

1.2.1 基本用电任务

定义1 对于 $\forall i \in S$, 如果 $T_i^{ON} \subseteq T_i^{RU}$ 且 $T_i^{RU} \subseteq T_i^{ON}$, 即 $T_i^{ON} = T_i^{RU}$, 则称任务 i 为基本用电任务。

令 $S_E = \{i | i \in S, T_i^{ON} = T_i^{RU}\}$, S_E 为基本用电任务集合。

1.2.2 灵活用电任务

定义2 对于 $\forall i \in S$, 如果 $T_i^{ON} \subset T_i^{RU}$, 则称任务 i 为灵活用电任务。

令 $S_F = \{i | i \in S, T_i^{ON} \subset T_i^{RU}\}$, S_F 为灵活用电任务集合。

家庭智能用电任务调度问题的用电任务集 S 包含 S_E 和 S_F 两类用电任务集, 且有 $S_E \cap S_F = \emptyset$, $S_E \cup S_F = S$ 。其中, 基本用电任务的运行时段集合 T_i^{ON} ($i \in S_E$) 是固定值, 在调度问题中不能对基本用电任务本身进行调度优化, 但它会对调度优化结果有影响。调度问题主要是针对灵活用电任务进行调度优化, 灵活用电任务又可以进一步分为以下两类:

1) 连续用电任务。

定义3 对于 $\forall i \in S_F$, $\forall t \in \{\min T_i^{ON} + 1, \min T_i^{ON} + 2, \dots, \max T_i^{ON} - 2, \max T_i^{ON} - 1\}$, 都可以使得 $z_i^t = 1$ 成立, 即 $t \in T_i^{ON}$, 则称任务 i 为连续用电任务。

设 S_C 为连续用电任务集合。对于 $\forall i \in S_C$,

$$\max T_i^{ON} - \min T_i^{ON} = \lambda_i - 1。$$

2) 可中断用电任务。

定义4 对于 $\forall i \in S_F$, $\exists t \in \{\min T_i^{ON} + 1, \min T_i^{ON} + 2, \dots, \max T_i^{ON} - 2, \max T_i^{ON} - 1\}$, 可以使得 $z_i^t = 0$ 成立, 即 $t \notin T_i^{ON}$, 则称任务 i 为可中断用电任务。

设 S_I 为可中断用电任务集合。对于 $\forall i \in S_I$, $\max T_i^{ON} - \min T_i^{ON} > \lambda_i - 1$ 。

1.3 家庭智能用电任务调度问题定义

定义5 家庭智能用电任务调度问题为一个九元组 $\langle H, S, L, T^{RU}, Z, X, f, c, Y \rangle$ 。

1) H : 家庭智能用电任务调度问题时间域内的时段集合, $H = \{1, 2, 3, \dots, h-1, h\}$ 。

2) S : 所有用电任务集合, $|S|=N$ 。

3) L : 所有用电任务的运行负荷向量集合, $L = \{L_i | i \in S\}$ 。

4) T^{RU} : 所有用电任务的可运行时段集的集合, $T^{RU} = \{T_i^{RU} | i \in S\}$ 。

5) Z : 所有用电任务在 H 上的状态矩阵域, 即家庭智能用电任务调度问题的解域。设 $z \in Z$ 为问题的解, 则:

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_i \\ \vdots \\ z_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1^1 & z_1^2 & \dots & z_1^t & \dots & z_1^h \\ z_2^1 & z_2^2 & \dots & z_2^t & \dots & z_2^h \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ z_i^1 & z_i^2 & \dots & z_i^t & \dots & z_i^h \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ z_N^1 & z_N^2 & \dots & z_N^t & \dots & z_N^h \end{bmatrix} \quad i \in S, t \in H, z_i^t \in \{0,1\} \quad (2)$$

6) X : 所有用电任务在 H 上的负荷矩阵域。

设 $x \in X$, 则 x 是由 z 转化得到的负荷矩阵:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^t & \dots & x_1^h \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^t & \dots & x_2^h \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_i^1 & x_i^2 & \dots & x_i^t & \dots & x_i^h \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_N^1 & x_N^2 & \dots & x_N^t & \dots & x_N^h \end{bmatrix}, \quad i \in S, t \in H \quad (3)$$

式中: $x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^t, \dots, x_i^h)$ 为任务 i 在 H 上的负荷向量; x_i^t 为任务 i 在时段 t 上的负荷值, x_i^t 取值如下:

$$\textcircled{1} \text{ 对于 } \forall i \in S_E, \quad x_i^t = \begin{cases} l_{i,t-\alpha_i+1}, & z_i^t = 1, t \in H \\ 0, & z_i^t = 0, t \in H \end{cases}$$

$$\textcircled{2} \text{ 对于 } \forall i \in S_C, \quad x_i^t = \begin{cases} l_{i,t-\sigma_i+1}, & z_i^t = 1, t \in H \\ 0, & z_i^t = 0, t \in H \end{cases}$$

$$\textcircled{3} \text{ 对于 } \forall i \in S_I, \quad x_i^t = \begin{cases} l, & z_i^t = 1, t \in H \\ 0, & z_i^t = 0, t \in H \end{cases}$$

7) f : 家庭智能用电任务调度问题的目标函数, 可以为单目标或多目标。

8) c : 约束条件。

9) Y : 在约束条件 c 下集合 Z 在映射 f 下像的集合, $Y = \{y | y = f(z), z \in Z\}$ 。

1.4 目标函数

家庭智能用电任务调度优化模型可表示为

$$\begin{cases} \min y = f(z) \\ \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{t \in T_i^{RU}} z_i^t = \lambda_i \\ \sum_{t \in H} z_i^t = \lambda_i \\ z_i^t \in \{0, 1\} \\ i \in S, t \in H \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

调度优化以降低用电负荷峰值、减少用电费用为目标, 目标函数可分别设计如下:

1) 以负荷峰值为目标函数。

$$f(z) = \max_{t \in H} [\sum_{i \in S} (z_i^t \cdot l_{i, \sum_{r=1}^t z_i^r})] \quad (5)$$

2) 以用电费用为目标函数。

$$f(z) = \delta \sum_{t=1}^h (P_t \cdot \sum_{i \in S} (z_i^t \cdot l_{i, \sum_{r=1}^t z_i^r})) \quad (6)$$

式中: P_t 是时段 t 上的电价, $(P_1, \dots, P_b, \dots, P_h)$ 为在 H 上的电价分布, 这里电价为事先设定的常数, 比如采用固定的谷峰电价等。

本文研究的家庭智能用电任务调度可以针对上述优化目标进行单目标优化, 也可进行多目标优化。

2 基于混合编码遗传算法的优化算法

2.1 基于混合编码的算法策略

假设家庭智能用电任务调度中的基本用电任务为 k 个, $|S_E|=k$, 任务序号为 $1 \sim k$; 连续用电任务为 m 个, $|S_C|=m$, 任务序号为 $(k+1) \sim (k+m)$; 可中断用电任务为 n 个, $|S_I|=n$, 任务序号为 $(k+m+1) \sim (k+m+n)$ 。所有用电任务总数为 $|S|=N=k+m+n$ 个。

在家庭智能用电任务调度问题中, 由于基本用电任务的运行时段是固定不变的, 对于基本用电任务本身不能进行调度, 但基本用电任务会对调度优化问题的优化结果有影响。在本文优化算法中, 针

对灵活用电任务中连续用电任务和可中断用电任务的运行特点, 分别设计了不同的算法编码及算法操作策略。算法个体编码采用十进制符号编码方式, 包括连续用电任务部分编码 D^C 和可中断用电任务部分编码 D^I , 是一种混合编码策略。

2.1.1 连续用电任务部分算法策略

1) 连续用电任务部分编码 D^C 及初始化。

对于 $\forall i \in S_C$, 任务 i 具有运行连续的特点, 根据其启动运行时段 σ_i 即可确定任务 i 在 H 上的所有运行状态。所以 $\forall i \in S_C$, 只需要对其 σ_i 进行编码, 可用 1 位十进制编码 d_j 表示, $j = i - k$ 为任务 i 的编码序号, 则有:

$$\sigma_i = d_j + \alpha_i \quad (7)$$

由于 $\sigma_i \in T_i^{ST} = \{\alpha_i, \alpha_i + 1, \dots, \beta_i - \alpha_i + 1\}$, 故编码 d_j 的可选值域为 $\{0, 1, 2, \dots, \beta_i - \alpha_i - \lambda_i + 1\}$ 。对于任务 i , 当 $t \in \{d_j + \alpha_i, d_j + \alpha_i + 1, \dots, d_j + \alpha_i + \lambda_i - 1\}$ 时, $z_i^t = 1$; 其他, $z_i^t = 0$ 。针对所有 m 个连续用电任务, 编码 D^C 可表示为 $d_1 d_2 \dots d_j \dots d_m$, $j = i - k$ 。 D^C 编码初始化方式设定为可选值域内随机方式初始化, 具体初始化操作如下: 对于 $d_1 d_2 \dots d_j \dots d_m$ 中的任意一位编码 d_j , 在其可选值域 $\{0, 1, 2, \dots, \beta_i - \alpha_i - \lambda_i + 1\}$ 中随机选择产生, $i = k + j$ 。

2) 交叉操作策略。

对 D^C 部分设计了两点交叉操作策略。设交叉点为 a 、 b , $1 \leq a < b < m$, a 、 b 为随机产生的两个交叉点。

交叉前:

$$\begin{array}{c} \text{父代1}(D_1^C): d_{1,1} \dots d_{1,a} \quad \left| \quad d_{1,a+1} \dots d_{1,b} \quad \right| \quad d_{1,b+1} \dots d_{1,m} \\ \text{交叉点 } a \quad \quad \quad \text{交叉点 } b \\ \text{父代2}(D_2^C): d_{2,1} \dots d_{2,a} \quad \left| \quad d_{2,a+1} \dots d_{2,b} \quad \right| \quad d_{2,b+1} \dots d_{2,m} \end{array}$$

交叉后:

$$\begin{array}{c} \text{子代1}(D_1^C)': d_{1,1} \dots d_{1,a} \quad \left| \quad d_{2,a+1} \dots d_{2,b} \quad \right| \quad d_{1,b+1} \dots d_{1,m} \\ \text{交叉点 } a \quad \quad \quad \text{交叉点 } b \\ \text{子代2}(D_2^C)': d_{2,1} \dots d_{2,a} \quad \left| \quad d_{1,a+1} \dots d_{1,b} \quad \right| \quad d_{2,b+1} \dots d_{2,m} \end{array}$$

3) 变异操作策略。

对 D^C 部分设计了单点变异操作策略。设变异位为 a , $1 \leq a \leq m$, a 为随机产生的变异位。

变异前个体 (D^C): $d_1 d_2 \dots d_a \dots d_m$;

变异后个体 (D^C): $d_1 d_2 \dots d'_a \dots d_m$ 。

其中, d'_a 为变异后的基因位, d'_a 为 d_a 可选域 $\{0, 1, 2, \dots, \beta_i - \alpha_i - \lambda_i + 1\}$ 中随机选择产生, $i = k + a$ 。

2.1.2 可中断用电任务部分算法策略

1) 可中断用电任务部分编码 D^I 及初始化。

对于 $\forall i \in S_1$, 将其编码分别设为选中区编码 d_j^s 和未选中区编码 d_j^u , $j = i - k - m$ 。

选中区编码 d_j^s : $d_{j,1}^s, \dots, d_{j,q}^s, \dots, d_{j,\lambda_i}^s$ 。其中, $d_{j,q}^s \in \{0, 1, \dots, \beta_i - \alpha_i\}$, $1 \leq q \leq \lambda_i$ 。

未选中区编码 d_j^u : $d_{j,1}^u, \dots, d_{j,r}^u, \dots, d_{j,\beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i}^u$ 。其中, $d_{j,r}^u \in \{0, 1, \dots, \beta_i - \alpha_i\}$, $1 \leq r \leq \beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i$ 。

且有以下条件成立:

$$\begin{cases} \{d_{j,1}^s, \dots, d_{j,q}^s, \dots, d_{j,\lambda_i}^s\} \cup \{d_{j,1}^u, \dots, d_{j,r}^u, \dots, d_{j,\beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i}^u\} = \\ \{0, 1, 2, \dots, \beta_i - \alpha_i\} \\ \{d_{j,1}^s, \dots, d_{j,q}^s, \dots, d_{j,\lambda_i}^s\} \cap \{d_{j,1}^u, \dots, d_{j,r}^u, \dots, d_{j,\beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i}^u\} = \emptyset \end{cases}$$

$d_{j,q}^s$ 和 $d_{j,r}^u$ 所对应的时段编号分别为 $d_{j,q}^s + \alpha_i$ 和 $d_{j,r}^u + \alpha_i$ 。选中区编码 d_j^s 中所对应的时段集合为任务 i ($i \in S_1$) 的运行时段集合。对于 $\forall i \in S_1$, 当 $t \in \{d_{j,1}^s + \alpha_i, \dots, d_{j,q}^s + \alpha_i, \dots, d_{j,\lambda_i}^s + \alpha_i\}$ 时, $z_t^i = 1$; 当 $t \notin \{d_{j,1}^s + \alpha_i, \dots, d_{j,q}^s + \alpha_i, \dots, d_{j,\lambda_i}^s + \alpha_i\}$ 时, $z_t^i = 0$ 。针对所有 n 个可中断用电任务, 编码 D^1 可表示为 $d_1^s d_1^u d_2^s d_2^u \dots d_j^s d_j^u \dots d_n^s d_n^u$, $j = i - k - m$ 。编码 D^1 的初始化方式设定为: 对于编码 $d_1^s d_1^u d_2^s d_2^u \dots d_j^s d_j^u \dots d_n^s d_n^u$ 中的任意编码 $d_j^s d_j^u$, $d_j^s d_j^u$ 的初始化产生方式为随机产生, 在其可选域 $\{0, 1, 2, \dots, \beta_i - \alpha_i\}$ 中随机选择 λ_i 个元素组合为 d_j^s , 其余剩下的 $\beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i$ 个元素组合为 d_j^u , 这里 $i = k + m + j$ 。

2) 交叉操作策略。

对 D^1 部分同样设计了两点交叉操作策略。设交叉点为 a 、 b , $1 \leq a < b < n$, a 、 b 为随机产生的两个交叉点。

交叉前:

$$\begin{array}{l} \text{父代1}(D_1^1): d_{1,1}^s d_{1,1}^u \dots d_{1,a}^s d_{1,a}^u \left| \begin{array}{l} d_{1,a+1}^s d_{1,a+1}^u \dots d_{1,b}^s d_{1,b}^u \\ \text{交叉点 } a \qquad \qquad \qquad \text{交叉点 } b \end{array} \right. \\ \text{父代2}(D_2^1): d_{2,1}^s d_{2,1}^u \dots d_{2,a}^s d_{2,a}^u \left| \begin{array}{l} d_{2,a+1}^s d_{2,a+1}^u \dots d_{2,b}^s d_{2,b}^u \\ d_{1,b+1}^s d_{1,b+1}^u \dots d_{1,n}^s d_{1,n}^u \\ d_{2,b+1}^s d_{2,b+1}^u \dots d_{2,n}^s d_{2,n}^u \end{array} \right. \end{array}$$

交叉后:

$$\begin{array}{l} \text{子代1}(D_1^1): d_{1,1}^s d_{1,1}^u \dots d_{1,a}^s d_{1,a}^u \left| \begin{array}{l} d_{2,a+1}^s d_{2,a+1}^u \dots d_{2,b}^s d_{2,b}^u \\ \text{交叉点 } a \qquad \qquad \qquad \text{交叉点 } b \end{array} \right. \\ \text{子代2}(D_2^1): d_{2,1}^s d_{2,1}^u \dots d_{2,a}^s d_{2,a}^u \left| \begin{array}{l} d_{1,a+1}^s d_{1,a+1}^u \dots d_{1,b}^s d_{1,b}^u \\ d_{1,b+1}^s d_{1,b+1}^u \dots d_{1,n}^s d_{1,n}^u \\ d_{2,b+1}^s d_{2,b+1}^u \dots d_{2,n}^s d_{2,n}^u \end{array} \right. \end{array}$$

3) 变异操作策略。

对 D^1 部分同样设计了单点变异操作策略。具体操作过程如下: 首先在 n 个可中断用电任务中随机选择进行变异的任务; 其次在该任务所对应的选中区编码和未选中区编码中分别随机选择一位编码元素进行对换操作。

假设随机选中任务 i 为进行变异操作的可中断用电任务, $i = k + m + j$, $1 \leq j \leq n$ 。

变异前个体 (D^1): $d_1^s d_1^u d_2^s d_2^u \dots d_j^s d_j^u \dots d_n^s d_n^u$;

变异后个体 (D^1): $d_1^s d_1^u d_2^s d_2^u \dots (d_j^s)' (d_j^u)' \dots d_n^s d_n^u$ 。

其中, 选中区编码为 $d_j^s = (d_{j,1}^s, d_{j,2}^s, \dots, d_{j,\lambda_i}^s)$, 未选中区编码 $d_j^u = (d_{j,1}^u, d_{j,2}^u, \dots, d_{j,\beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i}^u)$, 设选中区中的对换操作交换位为 a , $1 \leq a \leq \lambda_i$, 未选中区的对换操作交换位为 b , $1 \leq b \leq \beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i$, a 、 b 为随机产生的两个交换位。

变异前:

$$\begin{aligned} d_j^s &: d_{j,1}^s, \dots, d_{j,a}^s, \dots, d_{j,\lambda_i}^s \\ d_j^u &: d_{j,1}^u, \dots, d_{j,b}^u, \dots, d_{j,\beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i}^u \end{aligned}$$

变异后:

$$\begin{aligned} (d_j^s)' &: d_{j,1}^s, \dots, d_{j,b}^s, \dots, d_{j,\lambda_i}^s \\ (d_j^u)' &: d_{j,1}^u, \dots, d_{j,a}^u, \dots, d_{j,\beta_i - \alpha_i + 1 - \lambda_i}^u \end{aligned}$$

此变异操作就是将 $d_{j,a}^s$ 和 $d_{j,b}^u$ 在选中区和未选中区中进行对换。

2.2 优化算法设计

2.2.1 单目标调度优化算法

本文针对家庭用电任务调度单目标优化问题, 设计了一种混合编码遗传算法进行求解, 算法流程如图3所示, 具体步骤说明如下:

1) 参数设置: 设置种群 P_{POP} 的数量规模为 N_{POP} 、最大进化代数 G_{GEN} 、交叉概率为 p_{CR} 、变异概率为 p_{MU} ;

2) 种群初始化: 随机产生 N_{POP} 个个体, 组成算法初始种群, 进化迭代计数 $t_{\text{GEN}} \leftarrow 0$;

3) 结束判断: 如果算法已经达到最大进化代数 G_{GEN} , 则停止运算并输出优化结果; 否则, 进入下一步;

4) 计算种群个体适应度值: 通过目标函数计算每个种群个体的适应度值;

5) 选择操作并保留最优个体: 采用轮盘赌方法进行选择可以进入下一步遗传操作的个体, 并选择最优个体进行保留, 保留的最优个体不参与下一步遗传操作;

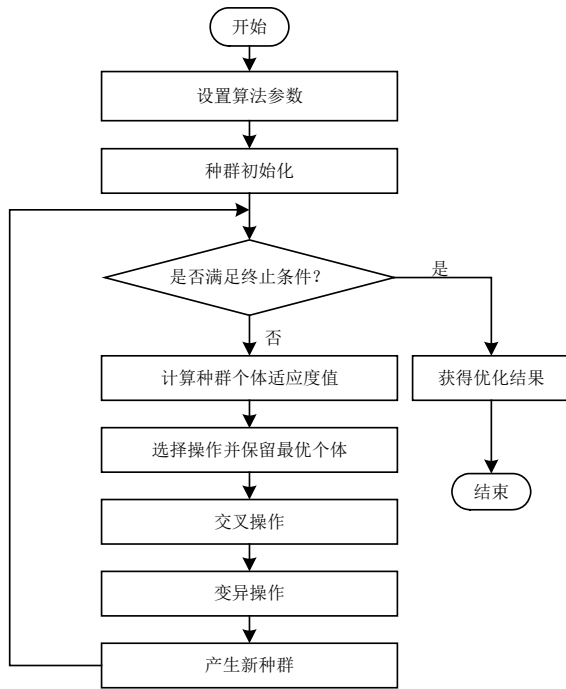


图 3 单目标优化算法流程图

Fig. 3 Flow chart of single objective optimization algorithm

6) 交叉操作：分别对种群个体中的 D^C 、 D^I 部分进行交叉操作，交叉概率为 p_{CR} ；

7) 变异操作：分别对种群个体中的 D^C 、 D^I 部分进行变异操作，变异概率为 p_{MU} ；

8) 产生新种群：将经过交叉、变异等遗传操作的种群个体与保留最优个体组成产生新种群，种群规模仍为 N_{POP} ；

9) $t_{GEN} \leftarrow t_{GEN} + 1$ ，转 3)。

2.2.2 多目标调度优化算法

对于多目标优化问题，各目标对应最优解通常并不一致，因此多数算法往往将其转化成单目标问题进行求解，这也就使得各目标所对应权重设置的合理性成为制约问题解的优越性的重要因素^[30]。

非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA)是针对多目标优化提出的一种基于 Pareto 最优的遗传算法。该方法避免了对各目标进行权重的赋值以协调各目标函数间关系，而是基于非支配排序原理直接对多个目标同时进行处理，可以在一次运行中得到多个 Pareto 最优解，但也存在着需人为指定共享参数、计算复杂度高等问题^[31]。NSGA-II 算法是由 Srinivas 和 Deb 于 2000 年在 NSGA 的基础上提出的改进算法，该算法引入快速非支配排序方法，并采用精英保留策略使父代与子代组合成新种群进行锦标赛选择，利用拥挤距离算子替代共享参数，使得算法所得 Pareto 最优解

可以均匀地分布在整个 Pareto 前沿。结合文献[32]可知，NSGA-II 对于多目标优化问题具有较为优越的求解性能。

本文针对家庭用电任务调度多目标优化问题，设计了基于 NSGA-II 的混合编码多目标遗传算法，算法流程图如图 4 所示，具体步骤如下：

1) 参数设置：设置种群 P_{POP} 的数量规模为 N_{POP} 、最大进化代数 G_{GEN} 、交叉概率为 p_{CR} 、变异概率为 p_{MU} ；

2) 种群初始化：随机产生 N_{POP} 个个体，组成算法初始种群，进化迭代计数 $t_{GEN} \leftarrow 0$ ；

3) 种群个体目标函数值的计算：将种群中所有个体代入目标函数进行计算，得到多目标函数值；

4) 遗传操作：由于采用混合编码方式，分别对种群个体中的 D^C 、 D^I 部分进行交叉和变异操作，交叉、变异概率分别为 p_{CR} 、 p_{MU} ；

5) 新种群的生成：采用精英策略将父代种群 P 与子代种群 Q 合并为新种群 R ，使父代与子代个体共同竞争以保证父代中的优良个体得以保持，此时新种群规模为 $2N_{POP}$ ；

6) 快速非支配性排序与个体拥挤度计算：根

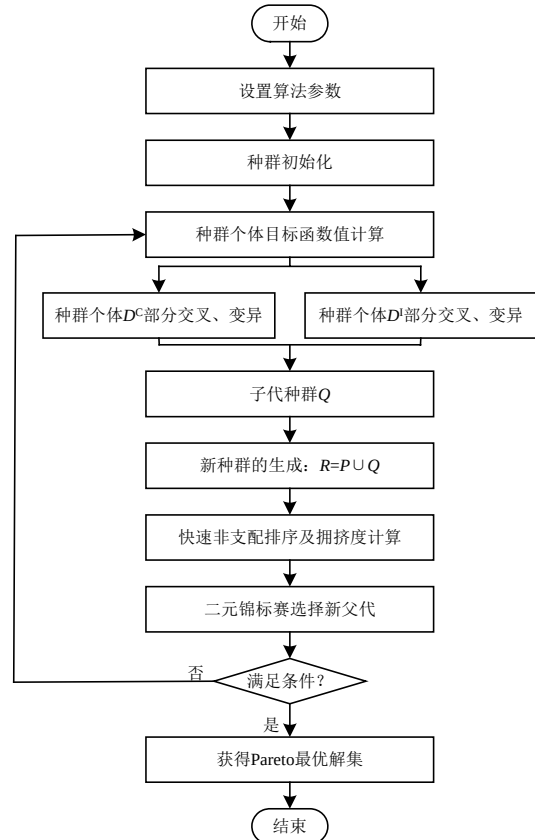


图 4 多目标优化算法流程图

Fig. 4 Flow chart of multi-objective optimization algorithm

据目标函数值比较种群中个体间的支配关系并对所有个体划分层级，赋予每层级个体相同的非支配序，然后对各层级中个体进行拥挤度计算并进行排序；

7) 二元锦标赛选择新父代种群：对种群中所有个体根据其属性进行二元锦标赛选择产生 N_{POP} 个优势个体作为新的父代种群。选择方式为：当两个个体处于不同非支配层级时选取层级低者作为优胜解，当两个个体处于相同层级时比较个体拥挤度并选择拥挤度较大者；

8) 结束判断：如果算法已经达到最大进化代数 G_{GEN} ，则停止运算并输出 Pareto 最优解集；否则， $t_{GEN} \leftarrow t_{GEN} + 1$ ，转 3)。

3 算例分析

本文将一天 24 h(0:00—24:00)等分为 144 个时段，并根据一般家庭用电的情况设计了一些家庭用电任务进行调度优化算例分析，表 1—表 3 分别列出了 3 类用电任务的基本数据。

文中将 10min 设置为一个时间区间，因为这种设置使得时间单位足够短可以适用于所有家用电

表 1 连续用电任务

Tab. 1 Continuous electricity tasks

用电任务	可运行范围	运行时长/h	运行负荷/kW
洗衣机	0:00—7:30	1	0.38
电热水器 1	0:00—7:00	0.5	2
电热水器 2	7:00—20:30	0.5	2
电水壶 1	0:00—7:00	0.5	1.2
电水壶 2	7:00—18:30	0.5	1.2
吸尘器	6:00—20:30	1	1.4
电视机	17:00—22:30	2	0.1
音响	17:00—22:30	2	0.1
笔记本电脑	9:00—22:30	2	0.1
台式电脑	9:00—22:30	8	0.4
浴霸	20:30—23:00	0.5	1
自动按摩浴缸	20:30—23:00	0.5	1.3
电饭煲	5:00—10:00	0.5	0.6
电饭锅	5:00—10:00	0.5	0.85
	10:30—15:00	0.5	0.85
	16:00—20:30	0.5	0.85
微波炉	10:30—15:00	0.5	0.95
	16:00—20:30	0.5	0.95
电磁炉	10:30—15:00	0.5	2
	16:00—20:30	0.5	2
油烟机	10:30—15:00	0.5	0.15
	16:00—20:30	0.5	0.15
洗碗机	0:00—7:00	1	1.7

表 2 可中断用电任务

Tab. 2 Interruptible electricity tasks

用电任务	可运行范围	运行时长/h	运行负荷/kW
空调 1	5:00—9:00	3	1.8
	11:00—14:30	2	1.8
	18:00—23:00	2	1.8
空调 2	5:00—8:30	2.5	1.3
	20:30—24:00	3	1.3
空调 3	5:00—8:30	2.5	1.3
	20:30—24:00	3	1.3
消毒柜	0:00—24:00	3	0.6
电动汽车 1	0:00—24:00	6	2
电动汽车 2	0:00—24:00	6	2
空气净化器	0:00—24:00	12	0.06
其他充电设备	0:00—24:00	2	0.01

表 3 基本用电任务

Tab. 3 Essential electricity tasks

用电任务	可运行范围	运行时长/h	运行负荷/kW
电冰箱	0:00—24:00	24	0.13
灯	18:00—22:00	4	0.2

器的操作间隔，同时有利于利用遗传算法解决优化问题的编码问题。算例电价采用单一峰谷电价：

1) 峰段电价 0.617 元/(kW·h)(6:00—22:00，即时段 37~132)；2) 谷段电价 0.307 元/(kW·h)(22:00—6:00，即时段 1~36 及时段 133~144)。本文算例计算平台为：MATLAB2014b, Intel 酷睿 i5 四核(3.2GHz)CPU, 8GB 内存。

3.1 单目标优化分析

单目标优化分别以负荷峰值和用电费用为优化目标，进行用电任务调度优化分析。具体算法参数设置如下：种群规模 $N_{POP}=100$ ，进化代数 $G_{GEN}=200$ ，交叉概率 $p_{CR}=0.7$ ，变异概率 $p_{MU}=0.1$ 。

3.1.1 负荷峰值优化分析

以负荷峰值为优化目标时，计算时间约 76s，算法表现出较好的性能。图 5 为算法优化过程图，图中曲线表示算法种群每代最优个体方案的目标函数值即负荷峰值的变化情况。由图 5 可以看出，经算法优化后的用电任务调度方案可以较好地实现家庭用电负荷峰值的降低，算法在前 50 代就已经实现了负荷峰值的较大幅度下降，使全天负荷峰值从初代最优的 8.83kW 降低至 4.79kW 左右，表明算法在前 50 代迭代计算过程中收敛较快。通过进一步的迭代计算求得最终末代最优方案中负荷峰值已降为 4.73kW，即通过 200 代算法优化使得家庭用电负荷峰值降低了 46.43%。

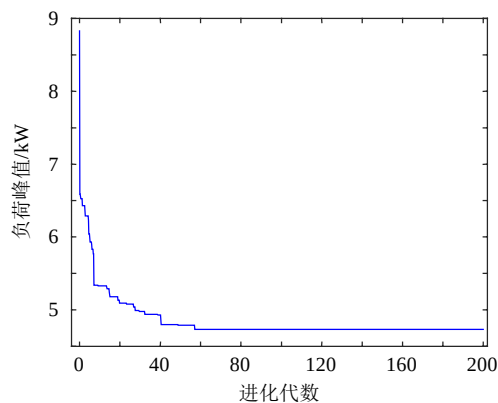


图 5 负荷峰值优化

Fig. 5 Optimization of peak load

3.1.2 用电费用优化分析

图 6 为以用电费用为优化目标时的算法优化过程图，图中曲线表示算法种群每代最优个体方案的目标函数值即用电费用的变化情况，计算时间约 74s。由图 6 可以看出，当以用电费用为优化目标时，该算法同样具有较好的优化效果。当算法进行到 160 代时，用电费用由初代最优的 38.13 元降低为 31.7 元左右，表明算法在前期具有较快的收敛速度。之后目标函数的下降速度相对减缓，当完成 200 代的迭代计算时，用电费用最终降为 31.61 元，优化后的费用下降幅度为 17.1%。

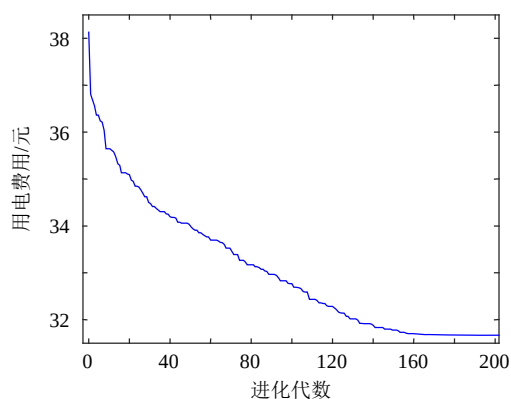


图 6 用电费用优化

Fig. 6 Optimization of electricity cost

图 7 为末代种群最优个体对应用电任务负荷分布图。从图中可以看出，以用电费用为优化目标时，在电价的激励下灵活用电任务会向低谷电价时段转移，从而最大程度地减少家庭用电费用。

3.2 多目标优化分析

通常针对某一目标单独进行优化时，另一目标往往无法得到保证。比如在上例优化用电费用时，尽管用电费用实现了较大幅度的优化，但从图 7 中可以看出，大部分负荷集中分布于时段 1~48 及时段 130~144，以尽量避免电器设备在电价高峰时段

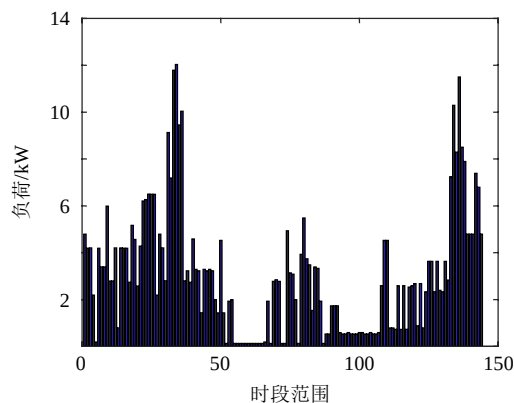


图 7 末代种群最优个体负荷分布

运行，但同时也会容易引起更大的峰谷差，使得一天中的负荷峰值达到 10.9kW 左右。如果很多家庭用电都出现这种情况，将会对电网叠加负荷峰值及安全性产生一定的影响。鉴于以上情况，本文利用混合编码多目标遗传算法同时以负荷峰值和用电费用为目标进行多目标优化，求解家庭用电任务调度优化方案。具体算法参数设置如下：种群规模 $N_{POP}=200$ ，进化代数 $G_{GEN}=400$ ，交叉概率 $p_{CR}=0.7$ ，变异概率 $p_{MU}=0.1$ 。

图 8 为初始种群个体分布图，图 9、图 10 分别为经 200 代与 400 代迭代后家庭用电任务运行调度的 Pareto 最优解集分布图，完成最终 400 代迭代用时 482s。经过三图比较可以看出，该算法能够得到均匀分布于整个 Pareto 前沿的最优解集，即图 10 中标注的任一点所采取的负荷调度均能使得负荷峰值与用电费用达到 Pareto 最优。通过图 9 与图 10 的比较可以看出，后 200 代的迭代对于负荷峰值及用电费用仍具有一定程度的优化，可以将 Pareto 最优解集的负荷峰值区间从(5,8.5)左移至(5,8)，同时用电费用区间从(31.5, 34.5)下移至(31.5,34)。并且所得 Pareto 前沿的解集更趋平滑与密集，表明继续

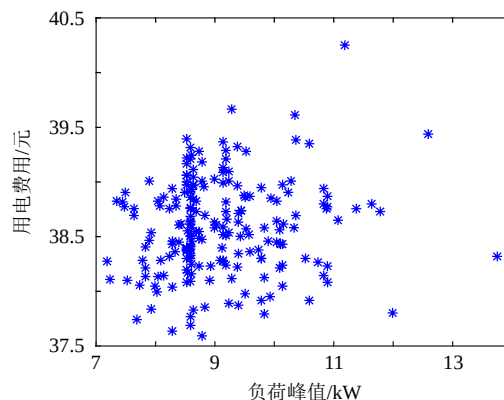


图 8 初始种群分布

Fig. 8 Distribution of initial population

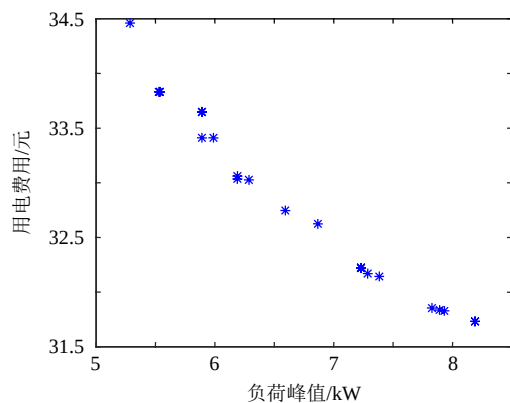


图9 中代 Pareto 最优解集分布

Fig. 9 Distribution of Pareto-optimal solutions in the middle generation

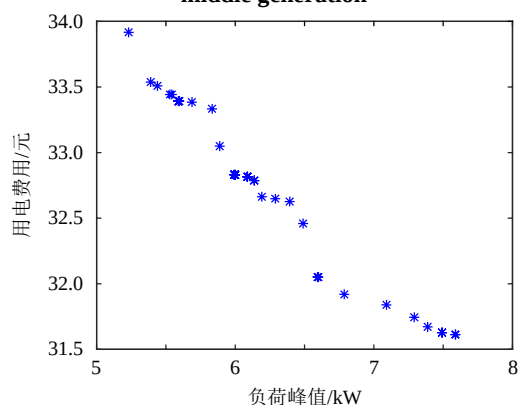


图10 末代 Pareto 最优解集分布

Fig. 10 Distribution of Pareto-optimal solutions in the last generation

迭代对于目标函数仍然具有优化作用,但 Pareto 前沿向前移动的速度变慢。

对于图 10 所示末代 Pareto 最优解集,其负荷峰值分布于 5~8kW,用电费用分布于 31.5~34 元。其中偏左侧解的负荷峰值得以实现较大优化而用电费用的优化程度相对较低,适合于负荷峰值偏好型用户;偏右侧解的用电费用较低而负荷峰值较大,适用于用电费用偏好型用户;中部的解集能够使两个目标都得到较大优化,但其优化幅度略低于两侧个体,优化后的两目标值较均衡,适用于同时兼顾两目标的用户。比如,图 11 为由上述末代 Pareto 最优解集中中部某解所对应的负荷分布图,结合图 10 可知,优化后的负荷峰值为 6.6kW,而用电费用仅为 32.05 元,实现了负荷峰值与用电费用的同时优化。不同的需求偏好有不同的执行方案,用户可以按自己的需求偏好选择最终的执行方案。

4 结论

1) 提出一种家庭智能用电任务调度优化模型,根据负荷特性及居民用电消费特点将家庭用电任

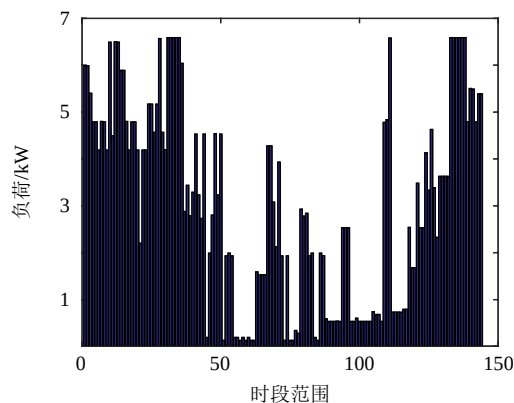


图11 末代某 Pareto 最优解对应负荷分布

Fig. 11 Load distribution of one Pareto elitist in the last population

务分类,并基于集合论进行描述定义。

2) 针对模型提出基于混合编码遗传算法的求解算法,算法中针对连续用电任务与可中断用电任务类型分别设计了不同的算法编码及算法操作策略,能够对问题进行单目标和多目标优化求解。通过算例分析可以看到,算法有着较好的寻优效果,在进行负荷峰值与用电费用的两目标优化求解时,可以得到均匀分布于整个 Pareto 前沿的最优解集,便于用户进一步根据需求偏好选择最终调度执行方案。

3) 本文的重点在于一个家庭内用电任务调度优化模型的构建以及求解算法的设计,考虑到用电用户群体的增加及分布式电源的日渐普及,在后续的研究中将对多用户间博弈及分布式电源的接入作进一步研究,以完善模型和求解算法。

参考文献

- [1] 曾鸣,杨雍琦,刘敦楠,等. 能源互联网“源-网-荷-储”协调优化运营模式及关键技术[J]. 电网技术, 2016, 40(1): 114-124.
Zeng Ming, Yang Yongqi, Liu Dunnan, et al. "Generation-grid-load-storage" coordinative optimal operation mode of energy internet and key technologies[J]. Power System Technology, 2016, 40(1): 114-124(in Chinese).
- [2] 田世明,栾文鹏,张东霞,等. 能源互联网技术形态与关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3482-3494.
Tian Shiming, Luan Wenpeng, Zhang Dongxia, et al. Technical forms and key technologies on energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3482-3494(in Chinese).
- [3] 孙秋野,滕菲,张化光,等. 能源互联网动态协调优化控制体系构建[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3667-3677.

- Sun Qiuye, Teng Fei, Zhang Huaguang, et al. Construction of dynamic coordinated optimization control system for energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3667-3677(in Chinese).
- [4] 杨方, 白翠粉, 张义斌. 能源互联网的价值与实现架构研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3495-3502. Yang Fang, Bai Cuifen, Zhang Yibin. Research on the value and implementation framework of energy internet [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3495-3502(in Chinese).
- [5] 姚建国, 高志远, 杨胜春. 能源互联网的认识和展望[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(23): 9-14. Yao Jianguo, Gao Zhiyuan, Yang Shengchun. Understanding and prospects of energy internet[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(23): 9-14(in Chinese).
- [6] 张东霞, 苗新, 刘丽平, 等. 智能电网大数据技术发展研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 2-12. Zhang Dongxia, Miao Xin, Liu Liping, et al. Research on development strategy for smart grid big data [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 2-12(in Chinese).
- [7] 彭小圣, 邓迪元, 程时杰, 等. 面向智能电网应用的电力大数据关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 503-511. Peng Xiaosheng, Deng Diyu, Cheng Shijie, et al. Key technologies of electric power big data and its application prospects in smart grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 503-511(in Chinese).
- [8] 田世明, 王蓓蓓, 张晶. 智能电网条件下的需求响应关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22): 3576-3589. Tian Shiming, Wang Beibei, Zhang Jing. Key technologies for demand response in smart grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3576-3589(in Chinese).
- [9] 辛耀中, 石俊杰, 周京阳, 等. 智能电网调度控制系统现状与技术展望[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(1): 2-8. Xin Yaozhong, Shi Junjie, Zhou Jingyang, et al. Technology development trends of smart grid dispatching and control systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(1): 2-8(in Chinese).
- [10] 董朝阳, 赵俊华, 文福拴, 等. 从智能电网到能源互联网: 基本概念与研究框架[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(15): 1-11. Dong Zhaoyang, Zhao Junhua, Wen Fushuan, et al. From smart grid to energy internet: basic concept and research framework[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(15): 1-11(in Chinese).
- [11] 李扬, 王蓓蓓, 李方兴. 灵活互动的智能用电展望与思考[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 2-9. Li Yang, Wang Beibei, Li Fangxing. Outlook and thinking of flexible and interactive utilization of intelligent power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17): 2-9(in Chinese).
- [12] 黄莉, 卫志农, 韦延方, 等. 智能用电互动体系和运营模式研究[J]. 电网技术, 2013, 37(8): 2230-2237. Huang Li, Wei Zhinong, Wei Yanfang, et al. A survey on interactive system and operation patterns of intelligent power utilization[J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2230-2237(in Chinese).
- [13] 孙国强, 李逸驰, 卫志农, 等. 智能用电互动体系构架探讨[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 68-74. Sun Guoqiang, Li Yichi, Wei Zhinong, et al. Discussion on interactive architecture of smart power utilization [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17): 68-74(in Chinese).
- [14] 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(in Chinese).
- [15] Deng Ruilong, Chen Jiming, Cao Xianghui, et al. Sensing-performance tradeoff in cognitive radio enabled smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(1): 302-310.
- [16] Mohsenian-Rad A H, Leon-Garcia A. Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2010, 1(2): 120-133.
- [17] Mohsenian-Rad A H, Wong V W S, Jatskevich J, et al. Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2010, 1(3): 320-331.
- [18] Adika C O, Wang Lingfeng. Autonomous appliance scheduling for household energy management[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(2): 673-682.
- [19] Althaher S, Mancarella P, Mutale J. Automated demand response from home energy management system under dynamic pricing and power and comfort constraints [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(4): 1874-1883.
- [20] Roh H T, Lee J W. Residential demand response scheduling with multiclass appliances in the smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(1): 94-104.
- [21] 杨永标, 颜庆国, 王冬, 等. 居民用户智能用电建模及优化仿真分析[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(3): 46-51. Yang Yongbiao, Yan Qingguo, Wang Dong, et

- al. Intelligent electricity consumption modeling and optimal simulations for residential users[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(3): 46-51(in Chinese).
- [22] Chen Xiaodao, Wei Tongquan, Hu Shiyan. Uncertainty-aware household appliance scheduling considering dynamic electricity pricing in smart home[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(2): 932-941.
- [23] Agnetis A, De Pascale G, Detti P, et al. Load scheduling for household energy consumption optimization[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(4): 2364-2373.
- [24] Pedrasa M A A, Spooner T D, MacGill I F. Coordinated scheduling of residential distributed energy resources to optimize smart home energy services[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2010, 1(2): 134-143.
- [25] Rottondi C, Barbato A, Chen Lin, et al. Enabling privacy in a distributed game-theoretical scheduling system for domestic appliances[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(3): 1220-1230.
- [26] Zhao Zhuang, Lee W C, Shin Y, et al. An optimal power scheduling method for demand response in home energy management system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(3): 1391-1400.
- [27] 马速良, 马会萌, 蒋小平, 等. 基于 Bloch 球面的量子遗传算法的混合储能系统容量配置[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 592-599.
- Ma Suliang, Ma Huimeng, Jiang Xiaoping, et al. Capacity configuration of the hybrid energy storage system based on Bloch spherical quantum genetic algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 592-599(in Chinese).
- [28] 崔挺, 孙元章, 徐箭, 等. 基于改进小生境遗传算法的电力系统无功优化[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(19): 43-50.
- Cui Ting, Sun Yuanzhang, Xu Jian, et al. Reactive power optimization of power system based on improved niche genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(19): 43-50(in Chinese).
- [29] 郭宁明, 杨飞, 覃剑, 等. 基于遗传算法及信号谱分析的电网故障定位方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(15): 79-85.
- Guo Ningming, Yang Fei, Qin Jian, et al. Grid fault location method based on genetic algorithm and signal spectrum analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(15): 79-85(in Chinese).
- [30] 曾君, 徐冬冬, 刘俊峰, 等. 考虑负荷满意度的微电网运行多目标优化方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(12): 3325-3333.
- Zeng Jun, Xu Dongdong, Liu Junfeng, et al. Multi-objective optimal operation of microgrid considering dynamic loads[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(12): 3325-3333(in Chinese).
- [31] 姜惠兰, 安星, 王亚微, 等. 基于改进 NSGA2 算法的考虑风机接入电能质量的多目标电网规划[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(21): 5405-5411.
- Jiang Huilan, An Xing, Wang Yawei, et al. Improved NSGA2 algorithm based multi-objective planning of power grid with wind farm considering power quality [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(21): 5405-5411(in Chinese).
- [32] 李智欢, 段献忠. 多目标进化算法求解无功优化问题的对比分析[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(10): 57-65.
- Li Zhihuan, Duan Xianzhong. Comparison and analysis of multiobjective evolutionary algorithm for reactive power optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(10): 57-65(in Chinese).



陆青

收稿日期: 2017-08-10。

作者简介:

陆青(1982), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为需求响应、智能用电, luq1982@126.com;

郁浩(1994), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为智能用电、电力负荷预测, boxcontenter@163.com;

冷亚军(1985), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为电力系统稳定性分析与控制、智能用电, huayi2001@163.com;

侯建朝(1973), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为电力能源经济与管理, hdshuoyu@126.com;

谢品杰(1976), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为电力能源经济与管理, yjzxpj@163.com。

(责任编辑 李泽荣)

Research on Model and Algorithm of Smart Electricity Consumption Task Scheduling Optimization in Household

LU Qing, YU Hao, LENG Yajun, HOU Jianchao, XIE Pinjie
(Shanghai University of Electric Power)

KEY WORDS: smart electricity consumption; scheduling optimization; set theory; hybrid encoding genetic algorithm; multi-objective optimization

According to the dynamic electricity pricing in smart grid, household users can reduce their electricity cost and peak load by scheduling the pattern of their electricity usage, which is finally reflected in the operating status of various types of home appliances. Therefore, it is necessary to study the load response and scheduling optimization problem at the appliance level.

In this paper, different electricity consumption tasks are described and defined by the set theory according to the electricity characteristics of different appliances. Electricity consumption tasks include essential tasks and flexible tasks, and flexible tasks include continuous tasks and interruptible tasks. Then the scheduling optimization problem of smart electricity consumption task is defined as a nine-tuple: $\langle H, S, L, T^{RU}, Z, X, f, c, Y \rangle$, in which the scheduling optimization model is proposed as follows:

$$\begin{cases} \min y = f(\mathbf{z}) \\ \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{t \in T^{RU}} z_i^t = \lambda_i \\ \sum_{t \in H} z_i^t = \lambda_i \\ z_i^t \in \{0, 1\} \\ i \in S, t \in H \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

where, the objective function $f(\mathbf{z})$ can be designed as two goals:

1) reducing the peak load

$$f(\mathbf{z}) = \max_{t \in H} \left[\sum_{i \in S} (z_i^t \cdot l_{i, \sum_{\tau=1}^t z_i^\tau}) \right] \quad (2)$$

2) reducing the electricity cost

$$f(\mathbf{z}) = \delta \sum_{t=1}^h (P_t \cdot \sum_{i \in S} (z_i^t \cdot l_{i, \sum_{\tau=1}^t z_i^\tau})) \quad (3)$$

With respect to the above two objectives, the scheduling of smart electricity consumption tasks in this paper can be used for both single objective optimization and multi-objective optimization. A solution algorithm based on hybrid encoding genetic algorithm is proposed, in which different algorithm coding and operation

strategies are designed for different electricity consumption tasks respectively, in order to gain the solutions of both single objective and multi-objective problems of smart electricity consumption task scheduling optimization in household. The flow charts of the algorithms for single object optimization and multi-objective optimization are shown in Fig. 1.

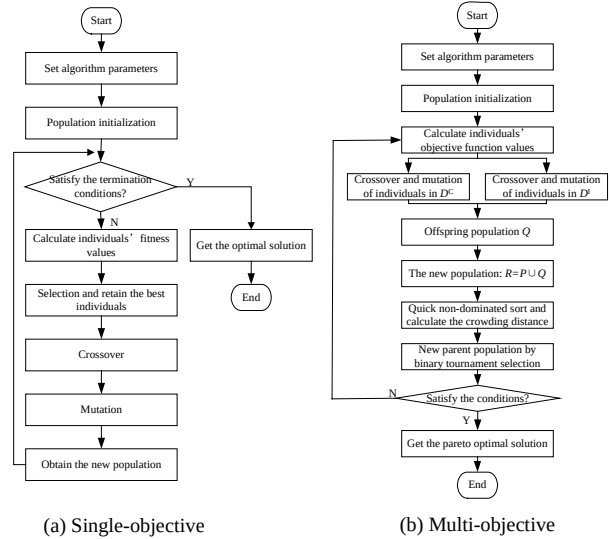


Fig. 1 Flow charts of the algorithms

The simulation results confirm that the proposed algorithm has better performance in the scheduling optimization, as shown in Fig. 2. The peak load and the electricity cost can be reduced by 46.43% and 17.1% respectively in the single objective optimization. And in the multi-objective optimization of both peak load and electricity cost, we can get the optimal solution set well distributed across the Pareto front, which makes it easier for household users to further select a final electricity consumption scheme according to their demand preferences.

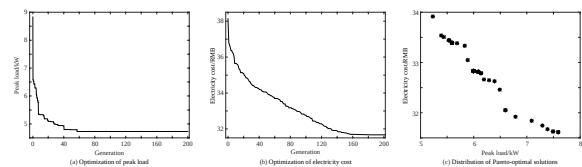


Fig. 2 Simulation results