

8-13-2020

Optimal Real-time Pricing Model of Smart Grid Based on Markov Decision Process

Jiangbo Li

College of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

Wang Bo

College of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

Gao Yan

College of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

Huizhen Zhang

College of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Optimal Real-time Pricing Model of Smart Grid Based on Markov Decision Process

Abstract

Abstract: Real-time electricity price strategy is the effective means to save electricity and improve user electricity utility value. A real-time electricity price optimization model based on Markov Decision Process was raised. *Using finite horizon method, the model structure the mathematical model which makes the expected utility maximum of supply side and demand side, and optimize the existing electricity utility function according to decreasing risk theory which using logarithmic form can describe the power utility of user more accurate. Particle Swarm Optimization was used to solve this model and make the results compare with the situation of fixed power price, the results show that this model is better than fixed power price in power saving and utility improving.* Beside, the fluctuation of real-time price is between highest price and lowest price, and the fluctuation is not strong.

Keywords

smart grid, real-time electricity price, markov decision process, decreasing risk

Recommended Citation

Li Jiangbo, Wang Bo, Gao Yan, Zhang Huizhen. Optimal Real-time Pricing Model of Smart Grid Based on Markov Decision Process[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(11): 2756-2763.

马尔可夫决策过程下的智能电网实时电价模型

李江波, 王波, 高岩, 张惠珍

(上海理工大学管理学院, 上海 200093)

摘要: 实时电价策略是节约用电、提高用户用电效用值的有效手段。提出基于马尔可夫决策过程的一个实时电价优化模型。该模型应用有限阶段方法, 以供应侧和需求侧的期望效用最大化为目标, 依据递减风险理论, 采用对数形式对现有效用函数进行改进, 从而更加准确地刻画用户用电效用。通过粒子群算法对模型求解, 并与固定电价情况进行结果比较。数值模拟结果表明该模型在控制用电量和提高用电效用方面具有良好的效果, 同时所得到的实时电价处于固定电价最大和最小值之间, 上下波动性小。

关键词: 智能电网; 实时电价; 马尔可夫决策过程; 递减风险

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 11-2756-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201611016

Optimal Real-time Pricing Model of Smart Grid Based on Markov Decision Process

Li Jiangbo, Wang Bo, Gao Yan, Zhang Huizhen

(College of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Real-time electricity price strategy is the effective means to save electricity and improve user electricity utility value. A real-time electricity price optimization model based on Markov Decision Process was raised. Using finite horizon method, the model structure the mathematical model which makes the expected utility maximum of supply side and demand side, and optimize the existing electricity utility function according to decreasing risk theory which using logarithmic form can describe the power utility of user more accurate. Particle Swarm Optimization was used to solve this model and make the results compare with the situation of fixed power price, the results show that this model is better than fixed power price in power saving and utility improving. Beside, the fluctuation of real-time price is between highest price and lowest price, and the fluctuation is not strong.

Keywords: smart grid; real-time electricity price; markov decision process; decreasing risk

引言

智能电网为合理用电、节约用电、安全用电提供了良好的技术基础设施。IBM 公司多次预测智能电网为未来十年最有前景的发展方向, 它将发

电、输电、配电、用电的整个流程信息化、能量化, 在物理电网的基础上, 构建需求侧与供应侧的互动网络, 将传统的单向电力传输转变成动态供求网络, 进而实现电力能源的最优配置^[1]。需求侧是整个智能电网实现的落地环节, 是互动网络实现的关键一环, 需求侧管理已经成为智能电网推进过程中必须面临的重要议题, 其中实时电价定价机制研究已经成为一个热点方向。

本文着力研究的正是智能电网中最优实时电价问题。实时电价是指针对不同时刻点上的电网负荷



收稿日期: 2015-11-25 修回日期: 2016-03-31;
基金项目: 国家自然科学基金(11171221, 71401106),
美国 IBM 公司共享大学项目(SUR);
作者简介: 李江波(1991-), 男, 安徽, 硕士生,
研究方向为智能电网的实时电价策略, 科技管理。

<http://www.china-simulation.com>

• 2756 •

制定不同的用电价格, 用户依据电价的不同将自身用电需求合理分配至不同时段, 从而实现削峰填谷、合理用电的目的^[2]。在实际生活中, 需求侧往往由不同的用户组成, 包括: 普通用户、商业用户、工业用户等, 这些用户性质的不同也导致了其用电习惯的大不相同, 同时不同用户的用电弹性差异明显, 很难由统一的需求模型加以抽象概括。针对该问题, 国内外都做了大量研究, 通过对用户用电效用进行量化使得用户的用电效用最大化^[3-5], 张钦, 王锡凡等将用户用电的效用作为目标函数, 建立了基于不同风险喜好的用电风险决策模型^[3]; 王学建则将供应侧的效用最大化作为目标, 建立了不同喜好的最优用电组合决策模型^[4]; Mahmood 等人着眼于需求侧的用电能力调节, 提出了一种新的策略以使得需求侧用电最小化^[5]; 代业明等则将效用最大化与用户差异结合, 从博弈论角度对多类资源多类用户的实时定价策略进行了分析^[6]。实际上, 用电效用是建立在对未来时段用电负荷的预测基础上, 越精确的预测越有利于实时电价的合理性^[7-8], 何永秀等建立了两阶段的电力需求预测模型, 在传统电力预测基础上, 考虑了各时段电价变化带来的负荷转移^[7]; 徐伟强等通过边际成本来进行实时定价, 引入近端中心算法, 在预测基础上更快速有效的得出各时间段电价^[8]。

现有研究多将用户端视作同一个主体予以考虑, 而忽略了用户主体间的差异性。显然, 用户在每个时刻针对不同的电价都会存在不同的用电需求, 同时在同一电价下也会根据自己已用电量来调整自己的用电负荷。从这一层面上来看, 马尔可夫决策过程可以有效的描述这种状态转移过程, 通过转移概率来描述不同电价下不同的用电行为, 从而能够更为贴切的表现用户的实际用电行为, 为实时电价提供了更为有效的理论依据。Altman 等人使用马尔可夫决策过程对现实社会进行了建模求解, 再现了线性规划模型以及新的策略集迭代方法^[9-10]; Kobayashi 等人则应用了马尔可夫决策过程对实时电价系统进行分析建模^[11], 其仿真结果也有效的表明马尔可夫决策过程在实时电价系统中

能够更贴切的描述用户用电行为和不同电价下的电力负荷转移行为。然而上述研究将电力市场只抽象为一个供电商和一类用户, 尽管对需求侧的用电转移过程进行了更为贴切的描述, 但仍未对用户的个体差异性进行分析。

本文在 Kobayashi 等人工作的基础上为表征不同用户对电价反映程度的差异, 将每一个不同的用户区别对待, 且假设每一阶段的用电量仅受该阶段的电价影响, 通过有限阶段模型, 设立合适的发电成本函数, 从而得到社会总福利的期望效用函数, 以此来求得各时段最优定价策略使得期望效用最大。最后运用粒子群算法对模型进行求解, 并进行了相应的数值模拟试验, 将其与固定电价进行结果比较, 由此可以看出, 实时电价策略在节约用电、提高用电效用上来说都具有明显优势。

1 智能电网下的用户用电行为特点

智能电网条件下, 需求侧是关乎电网互动的关键环节, 用户是电力系统中不可分割的一部分, 是电力系统运行与管理过程中的关键一环, 在其自身用电行为被电价变动影响过程中也对电价的变动产生影响^[12], 研究用户用电行为特点有助于更好的把握需求侧对于电价的反应程度, 为实时电价的制定提供更为可靠的依据。

在固定电价模式中, 用户用电行为往往是随着用电期望的产生而直接转化为用电行为的。阶梯电价模式中, 用户在产生用电期望后会根据已用电量来评估自己所处用电梯度, 并据此重新计划自己的用电行为, 较之固定电价模式, 阶梯电价一方面有力证明了用户对于电价的弹性变化, 另一方面也有效的提升了用户合理用电的行为方式。

智能电网的实时电价模式是对阶梯电价的再一步升级, 进一步强化了用户对于电价的弹性行为。在每个时段中, 用户的购电意愿不一致, 这决定了用户对自己用电期望的不一致, 同时每个时段用户对于电价的需求弹性也不尽相同, 以上共同决定了用户在面对不同电价的情况下用电行为的选择, 并

且即使在不同时段、电价相同的情况下，用户也不一定会保持用电行为的一致性，即相同电价同一用户用电行为并非固定不变，而是概率性的选择各种不同的用电行为。实际上，这种概率分布是符合用户心理期望的正态分布，均值是用户心理期望值，当电力价格过高时，用户的用电意愿降低，心理期望值较低，故有更高的概率选择使用较少的电能；相反，当电价很低时，用户的用电意愿升高，心理期望值上升，用户也更倾向于使用更多的电能。

用户这一用电行为特点所引发的用电状态转移过程使得实时电价能够在需求侧更为有效的实现节约用电、削峰填谷的目的。

另一方面，智能电网下的用户用电行为也会反过来对电价制定方产生影响，随着用户在不同电价下的用电行为不同，电价制定方也会依据所有用户的用电总负荷来制定实时定价以使得供应侧与需求侧的效用值之和达到最大。显然，正是因为用户用电行为选择过程中具有这种概率性特点，所得效用最大值并非是确切意义上的最大值，而是概率意义上的期望最大值。

这种双向影响以及用户用电行为的状态转移性可以通过马尔可夫决策过程描述，通过构造合理的状态转移矩阵来形象地描述用户在不同电价下的用电行为选择过程，同时，衡量这一选择过程的期望最大值可通过有限阶段模型加以刻画。于是电价制定方的电价决策成为控制整个互动过程的决策变量，既对用户用电行为产生影响，又对需求侧和供应侧的总效益最大化产生影响。

2 智能电网最优实时电价模型

2.1 马尔可夫决策过程

马尔可夫决策过程是指决策者周期地或连续地观察具有马尔可夫性的随机动态系统，序贯地做出决策。即根据每个时刻观察到的状态，从可用的行动集合中选择一个做出决策，系统下一步(未来)的状态是随机的，并且其状态转移概率具有马尔可夫性。决策者根据新观察到的状态，再作新的决策，

依此反复地进行。马尔可夫性是指一个随机过程未来发展的概率规律与观察之前的历史无关的性质。马尔可夫性又可简单叙述为状态转移概率的无后效性。状态转移概率具有马尔可夫性的随机过程即为马尔可夫过程^[13-14]。

2.2 有限阶段模型

实时电价过程是个动态的离散过程，故可将每天 24 小时作为一个阶段集，这样便可得到一个有限阶段的马尔可夫决策问题，由此建立有限阶段实时电价模型，用马尔可夫决策过程五重组表示如下：

$$\{T, S_t, R_t, p_t(S_{t+1}/S_t, R_{t+1}), F_t(S_t, R_t)\}$$

其中各符号定义如下：

T 为决策时段，即一天中的决策时段：

$$T = \{1, 2, \dots, N\}, N < \infty$$

S_t 为用户在 t 时段可能的用电状态，本文中指用户的用电负荷量，即用电量：

$$S_t = [0, s], s < \infty$$

R_t 为电价制定商在时段 t 时可用的行动集，本文中指时段 t 的电价定价决策：

$$R_t = [0, r], 0 \leq R_t \leq r$$

$p_t(S_{t+1}/S_t, R_{t+1})$ 为转移概率，即用户根据 $t+1$ 时段的电价 R_{t+1} 和时段 t 的用电量决定 $t+1$ 时段的用电量 S_{t+1} 的概率，在假设条件下可认为每个时间段的用电相互独立，即上一时间段的用电状态并不对本时间段用电产生影响，故影响因素只归因于本时间段的电价，因此，其概率分布为：

$$p_t(S_{t+1}/S_t, R_{t+1}) = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{s1} & \cdots & P_{sr} \end{bmatrix}$$

这里是一组 $s \times r$ 的矩阵，其中 P_{ij} 表示在电价 j 时用户用电负荷为 i 的概率。

因为用户性质和个体的差异，每个用户对电价变化的反映程度不尽相同，因此这里应是每个用户都有其特定的概率转移矩阵，即其个数与用户个数相同，且 $\sum_{i=1}^s p_{ij} = 1$ 。

$F_t(S_t, R_t)$ 为社会总报酬值，即所有用户和供

电商在时段 t 内的总报酬值。这里采用用户的用电效用减去发电成本作为总报酬值:

$$F_t(S_t, R_t) = \sum_{q=1}^Q U(\omega_q, S_t) - C_t(L), \quad t \in T$$

式中: $U(\omega_q, S_t)$ 为用户用电的效用函数; Q 为用户总数, $q \in [1, Q]$; q 为整数; S_t 即为时段 t 时用户的用电负荷^[5]。

$U(\omega_q, S_t)$ 效用函数中, ω_q 表示用户的购电意愿, 每个用户的每个时段的购电意愿都不一样, 效用函数要满足凹和非减的性质, 同时还必须满足以下两个条件, 对于所有的 $\omega_q > 0$ 有:

$$\begin{cases} \frac{\partial U(\omega_q, S_t)}{\partial \omega_q} > 0 \\ U(\omega_q, 0) = 0 \end{cases}$$

而 $C_t(L)$ 为发电成本, 是关于用电负荷的成本函数^[15], 其形式如下:

$$C_t(L) = a_t \times L^2 + b_t \times L + c_t$$

其中, $a_t > 0$, 而 $b_t \geq 0, c_t \geq 0$, L 为该 S 决策时段总的用电负荷, 即同一时段, 所有用户的用电负荷之和。

所以, 对 $T \geq 0$, 策略电价 R_t 下的 N 阶段期望总报酬效用函数为:

$$V_N(S, R) \equiv \sum_{t=1}^N E_q^S [F_t(S_t, R_t)] + E_q^S [F_t(S_N)]$$

其中, $V_N(S, R)$ 为所有时段的总报酬值, q 为第 q 个用户。 $E_q^S [F_t(S_t, R_t)]$ 表示时段 t 时的用户 q 的用电期望报酬值。这里 $F_t(S_N)$ 是过程的终止报酬, 一般情况下都取其值为 0。

2.3 效用函数

在经济学中效用是指对于消费者通过消费或者享受闲暇等使自己的需求、欲望得到的满足的一个度量。效用函数则是指不同的消费组合与消费者得到的满足值之间的函数关系。效用的衡量是一个心理值的量化过程, 递减风险理论很好的解释了这一心理过程。

人是有风险偏好的, 经济学上将市场参与者的

风险偏好一般分为 3 类: 风险厌恶、风险中性和风险喜好。3 种类型应对不确定情况的策略各有不同, 但一般情况下, 大多数人在盈利时厌恶风险, 而在亏损时追求风险。因此, 多数人的风险态度仍是风险厌恶型, 即效用随着货币收益的增加而增加, 但增加率递减。

这种情况下, 效用函数的形式也分为 3 种: 定常风险厌恶效用函数, 递增风险厌恶效用函数和递减风险厌恶效用函数^[16]。最后一类效用函数是应用最为广泛、研究最多的一类效用函数, 在电力市场中也更加符合用户的用电行为特点。该效用函数在数值试验模拟中, 所得到的结果比其他效用函数更为贴切的描述了用户用电心理效用情况^[17], 因此本文也采用该函数形式作为用户的效用函数:

$$U_t(\omega_q, S_t) = \begin{cases} \omega_q \ln S_t + d, & S_t > 0 \\ 0, & S_t = 0 \end{cases}$$

其中: ω_q 为购电意愿参数; d 为常数。对数形式的效用函数可解释为, 在用电量为零时, 用户没有获得任何满足感, 故其值也为零。而当用电量为正数时, 依据边际效用递减理论, 开始时满足感增长速度大, 随着用电量的增加, 满足感的增长速度逐渐减缓, 但总效用依然在不断增长。因此, 该函数有力的刻画了用户的用电效用变化情况, 适用于本文模型。

2.4 实时电价的马尔可夫数学模型

通过上述分析, 可以得到用户与供电商所代表的需求侧和供应侧总体效用最大化的实时电价优化模型。

目标函数如下:

$$\max V_N(S, R) = \sum_{t=1}^N E_q^S [F_t(S_t, R_t)] \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{q=1}^Q S_t^q = L_t, & t \in T \\ \min S_t^q \leq S_t^q \leq \max S_t^q, & t \in T, q \in Q \\ \min L_t \leq L_t \leq \max L_t, & t \in T \end{cases}$$

式中, L_t 为 t 时段的所有用户用电总荷, S_t^q 为 t 时

段用户 q 的用电负荷, $\min L_t$ 和 $\max L_t$ 分别为时段 t 上的最小负荷和最大负荷, $\min S_t^q$ 和 $\max S_t^q$ 分别为用户 q 在时段 t 上的最小负荷和最大负荷, Q 为用户总数。

该优化问题虽不是线性的, 但却是一个凸问题, 而对于离散问题的求解传统的优化方法已难以适用, 本文采用粒子群算法对优化问题求解。

粒子群算法是启发式算法的一种, 通过将适应度低的粒子位置向适应度高的粒子转移而寻到全局最优解, 这里的适应度即指目标函数值。

粒子位置转移公式为:

$$R_{k+1} = R_k + V_k \quad (2)$$

式中: k 为迭代次数; R_{k+1} 为第 $k+1$ 代的电力价格; R_k 为第 k 代的电力价格; V_k 为粒子转移速度。

$$V_{k+1} = C_1 V_k + C_2 (R_{\text{best}} - R_k) \quad (3)$$

式(3)为粒子转移速度更新公式, R_{best} 为迭代过程中最优的适应度电价, R_k 为该代中电价, C_i 为权重系数, 随机得到。为满足离散要求, 速度更新中所有结果四舍五入法取整, 当相邻两代的适应度之差小于可接受误差时停止。算法步骤如表 1。

表 1 粒子群算法步骤

Step	粒子群算法步骤
1	初始化粒子及其参数;
2	代入公式(1)计算适应度;
3	依据公式(2)和(3)更新粒子位置和速度;
4	计算适应度;
5	判断相邻两次最优结果之差的绝对值是否在可接受误差范围之内; 是, 则结束; 不是, 则转步骤 3。
1	初始化粒子及其参数;

3 数值仿真

由于智能电网尚处于建设初期, 目前难以在实际系统中收集到相关的数据, 但随着智能电表等相关设备的完善, 用户用电习惯、用电弹性等相关数据会越来越容易收集且更为准确的反映用户真实用电情况。因此, 本文在这里采用 Koichi Kobayashi 论文中相同方法对本文模型进行模拟仿真^[11]。

决策周期为一天中的 24 个小时, 即 $T=\{1,2,\dots,24\}$, 用户用电状态即每小时可能的用电负荷为 $S=\{1,2,\dots,10\}$, 单位为度, 即 kW/h。电价决策策略中共五个策略, 即 $R_r=\{1,2,3,4,5\}$, 单位为元。系统中用户数量为 $Q=5$, 用户用电负荷的概率转移矩阵为 P_q , q 为用户数, 对每个用户每一电价下的用电行为的选择概率进行随机取值, 取值服从正态分布, 均值为用户在每一电价下的心理期望, 方差为 1, 将所有值取整后所得值的出现频数除以所有随机数的总个数作为该电价下用户选择该用电量的概率, 计算公式如下:

$$P_{ij} = \frac{[r_i + \zeta]}{s}, i \in [1, s]$$

式中: r_i 为服从正态分布的随机数; ζ 为用户心理期望用电量; $[r_i + \zeta]$ 为取整, 即取整数位上的值。由此可得到如下的具体数值:

$$P_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0.4 \\ 0 & 0 & 0.05 & 0.3 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0.2 & 0.1 \\ 0 & 0.1 & 0.3 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.4 & 0.3 & 0.1 & 0.05 \\ 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0.05 & 0.05 \\ 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0.05 & 0 \\ 0.2 & 0.1 & 0.05 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$P_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0.05 & 0.05 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0.05 & 0.05 & 0.3 \\ 0.05 & 0.05 & 0.1 & 0.2 & 0.2 \\ 0.05 & 0.1 & 0.15 & 0.3 & 0.2 \\ 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.15 & 0.05 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 & 0.15 & 0.05 \\ 0.3 & 0.3 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.3 & 0.1 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0.1 & 0.05 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$P_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0.15 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0.4 \\ 0 & 0 & 0.05 & 0.15 & 0.15 \\ 0.1 & 0.05 & 0.2 & 0.3 & 0.1 \\ 0.1 & 0.05 & 0.3 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.4 & 0.2 & 0.1 & 0.05 \\ 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0.05 & 0 \\ 0.3 & 0.2 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0.2 & 0.1 & 0.05 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$P_4 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0.15 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0.05 & 0.3 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0.2 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0.2 & 0.4 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.3 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.3 & 0.15 & 0.1 & 0.1 \\ 0.3 & 0.3 & 0.1 & 0.05 & 0.05 \\ 0.3 & 0.2 & 0.05 & 0.05 & 0 \\ 0.2 & 0.1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$P_5 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0.05 & 0.1 & 0.15 \\ 0 & 0.1 & 0.15 & 0.1 & 0.4 \\ 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.4 & 0.2 \\ 0.15 & 0.15 & 0.2 & 0.2 & 0.1 \\ 0.15 & 0.3 & 0.3 & 0.1 & 0.05 \\ 0.2 & 0.2 & 0.1 & 0.1 & 0.05 \\ 0.3 & 0.1 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0.05 & 0.05 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

其他参数取值为: 购电愿望 ω_q 为 [0,4] 内的均匀随机分布, $a_i=0.01$, $b_i=0$, $c_i=0$, 用户每个时刻的基础用电负荷不尽相同, 因此, 表 2 为各时段用户的基础负荷量, 即最低的用电负荷量。

时段	负荷	时段	负荷
1~7	$base_i^s = \text{rand}[1,2]$	14~18	$base_i^s = \text{rand}[2,3]$
8~10	$base_i^s = \text{rand}[1.5,2.5]$	19~22	$base_i^s = \text{rand}[3.5,4.5]$
11~13	$base_i^s = \text{rand}[3,4]$	23~24	$base_i^s = \text{rand}[1,2]$

图 1 给出了五个用户在 24 h 各时段的用电量, 可以看出各用户的用电变化趋势一致, 且在实时电价中都有效的将主要用电负荷转移至不同电价时段。

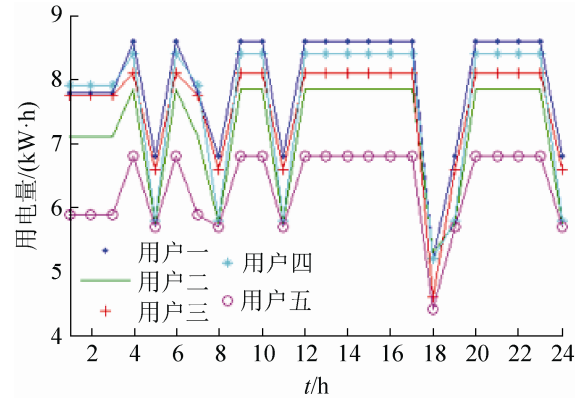


图 1 用户各时段的用电负荷

图 2 给出了各时段的用电总负荷, 可以看出在总用电负荷中, 除个别时段负荷极小外, 其他时段都较为平稳的在 30~40 区间波动, 并未出现极峰用电量。

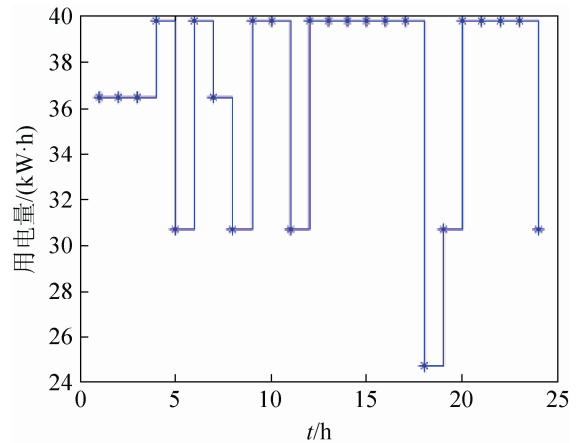


图 2 各时段的用电总负荷

图 3 给出了各时段的需求侧与供应侧的总效用值, 可以看出各时段的总效用值波动规律与用电总负荷波动规律一致, 且都为各个时段最大效用值。

图 4 给出了 24 h 的各时段的最优电价, 可以看出, 电价主要是在 1~3 元之间波动, 平均电价是在 2 元, 处于合理变化区, 并未出现极端的价位。

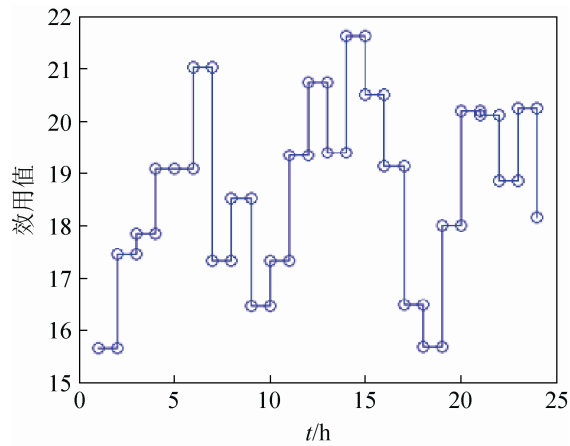


图3 各时段的用电总效用值

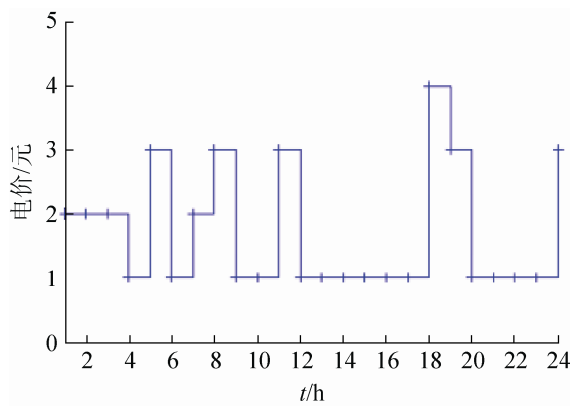


图4 各时段的最优电价

针对最优电价的效果,本文还对固定电价下的用电负荷和用电效用进行了数值模拟,固定电价分别采用1元、2元、3元、4元和5元的电价进行24小时模拟仿真,最后将两者所得结果与本文的实时电价进行比较,见图5~6。

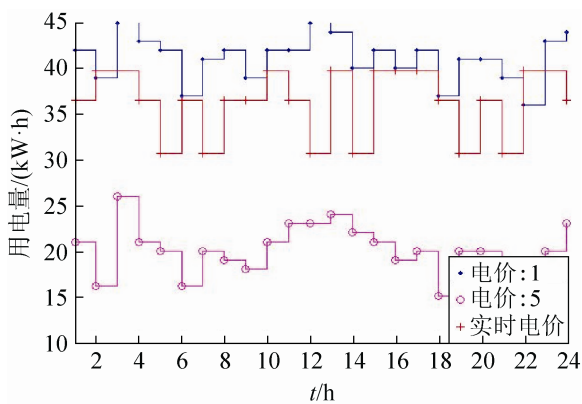


图5 不同固定电价下各时段的用电负荷

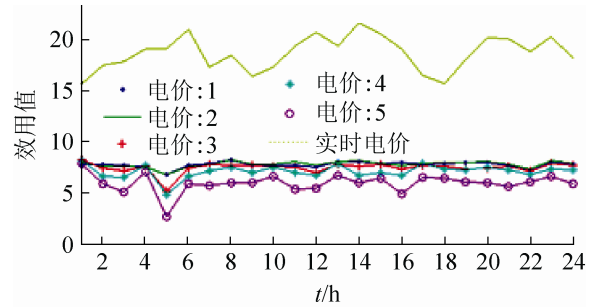


图6 不同固定电价下各时段的用电效用

图5中是最低固定电价和最高固定电价时各时段的用电总负荷,可以看出实时电价的用电量处于中间水平,并在最高电价和最低电价中间进行波动,显示出本文提出的实时电价具有节约用电的效果。

图6为固定电价下各时段需求侧和供应侧用电总效用,可以看出实时电价情况下各时段用电总效用远高于其他五种固定电价,这也从另一方面说明了实时电价具有一定程度合理用电的效果。

4 结论

随着研究的深入,智能电网环境下将需求侧视为一类统一个体已经难以适用于电力市场,为有效应对每个个体用户用电行为差异,本文提出了马尔可夫决策过程,建立了有限阶段最优电价模型,以使得最优实时电价达到需求侧和供应侧总效用最大化的目标,另外针对传统效用函数进行了一定程度的改进,运用递减风险理论得到对数形式的递减风险效用函数,研究发现该效用函数能更为贴切的描述需求侧的效用指数。此外,因目标函数是一非连续性函数,传统优化算法不易求解,故采用了粒子群算法对本文优化模型进行求解,并在之后进行了相应的数值模拟仿真试验,并将其与固定电价进行了结果比较,结果发现:首先,在控制用户用电方面能够有效避免用电高峰的出现,用户多将用电需求转移至不同时段,达到了削峰之目的;其次,在电价方面,电价波动有效控制在合理的范围内,不会形成极高和极低电价;最后,实时电价机制下的用户用电效用远大于固定电价下的用户用电效

用, 能够更好地满足不同用户的用电需求。综上所述, 本文所提出的实时定价机制在鼓励用户节约用电和合理用电方面较之固定电价具有更好的效果。

参考文献:

- [1] 赵鸿图, 朱治中, 于尔铿. 电力市场中需求响应市场与需求响应项目研究 [J]. 电网技术, 2010, 34(5): 146-153.
- [2] Gungor V C, Sahin D, Kocak T, et al. Smart Grid Technologies: Communication technologies and stand-ards [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics (S1551-3203), 2011, 7(4): 529-539.
- [3] 张钦, 王锡凡, 王秀丽, 等. 需求侧实时电价下用户购电风险决策 [J]. 电力系统自动化, 2008, 32(13): 16-20.
- [4] 张钦, 王锡凡, 王学建. 需求侧实时电价下供电商购售电风险决策 [J]. 电力系统自动化, 2010, 34(3): 22-43.
- [5] Mahmood A, Ullah M N, Razzaq S, et al. A New Scheme for Demand Side Management in Future Smart Grid Networks [J]. Procedia Computer Science (S1877-0509), 2014, 32: 477-484.
- [6] 代业明, 高岩. 具有多类资源多类用户智能电网实时定价决策 [J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2315-2323.
- [7] 何永秀, 戴爱英, 罗涛, 等. 智能电网条件下的两阶段电力需求预测模型研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 167-172.
- [8] 徐伟强, 冯兆丽, 黄炯, 等. 基于改进对偶分解的智能电网快速实时定价方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(21): 42-47.
- [9] Altman E, Spieksma F. The Linear Program approach in multi-chain Markov Decision Processes revisited [J]. ZOR Zeitschrift für Operations Research Methods and Models of Operations Research (S1432-2994), 1995, 42(2): 169-188.
- [10] Chang S H. Value set iteration for Markov decision processes [J]. Automatica (S0005-1098), 2014, 50(7): 1940-1943.
- [11] Koichi Kobayashi, Ichiro Maruta, Kazunori Sakurama, et al. Modeling and Design of Real-Time Pricing Systems Based on Markov Decision Processes [J]. Applied Mathematics (S2152-7393), 2014, 5(10): 1485-1495.
- [12] Siano P. Demand response and smart grids-A survey [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews (S1364-0321), 2014, 30(2): 461-478.
- [13] 王晶, 陈骏宇, 蓝恺. 基于实时电价的微网 PSO 最优潮流算法研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(16): 34-40.
- [14] 胡奇英, 刘建庸. 马尔可夫决策过程引论 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000: 273.
- [15] Tanaka M. Real-time pricing with ramping costs: A new approach to managing a steep change in electricity demand [J]. Energy Policy (S0301-4215), 2005, 34(18): 3634-3643.
- [16] Amos T, Peter W. Risk Attitudes and Decision Weights [J]. Econometrica (S0012-9682), 1995, 63(6): 1255-1280.
- [17] Haim L, Moshe L. Arrow-Pratt Risk Aversion, Risk Premium and Decision Weights [J]. Journal of Risk and Uncertainty (S0895-5646), 2002, 25(3): 265-290.