

智能电网的动态定价方法综述

陈政培¹, 陈元龙², 蔡云龙³, 蔡力勇⁴

(1. 中山大学, 17363011, chenzhp57@mail2.sysu.edu.cn

2. 中山大学, 17363010, chenylong3@mail2.sysu.edu.cn

3. 中山大学, 17363003, caiylong@mail2.sysu.edu.cn

4. 中山大学, 17363002, caily5@mail2.sysu.edu.cn)

摘要: 目的 智能电网是一种新型的现代化的电力供应模式, 能够通过先进的双向通信技术, 鼓励用户参与到需求侧管理, 并利用激励机制和价格相应发挥需求侧的电力市场作用。相较于传统的电网, 灵活性、可操作性与可维护性都有较大提升, 因此, 电价的制定方式可以更为灵活, 为了能让用户参与到定价中, 并能根据各类用户信息个性化定价, 可以采取动态定价的方式。**方法** 根据经济学原理, 使用各种动态定价算法实现智能电网的动态定价。**结果** 目前已实现多种动态定价的算法, 并能够保护用户隐私, 根据各类用户需求与用量定制。**结论** 目前很多动态定价算法都表现良好, 智能电网作为未来电网新形势, 通过动态定价提高电网资源利用效率势头良好。

关键词: 智能电网; 动态定价; 实时定价; 尖峰定价; 使用量; 需求响应。

Saliency detection via fusion of deep model and traditional model

Chen Zhengpei¹, Chen Yuanlong², Cai Yunlong³, Cai Liyong⁴

(1. Sun Yat-Sen University, 17363011, chenzhp57@mail2.sysu.edu.cn

2. Sun Yat-Sen University, 17363010, chenylong3@mail2.sysu.edu.cn

3. Sun Yat-Sen University, 17363003, caiylong@mail2.sysu.edu.cn

4. Sun Yat-Sen University, 17363002, caily5@mail2.sysu.edu.cn)

Abstract: Objective Smart grid is a new type of modern power supply model. It can encourage users to participate in demand-side management through advanced two-way communication technology, and use incentive mechanisms and prices to play the role of the demand-side power market accordingly. Compared with the traditional power grid, flexibility, operability and maintainability are greatly improved. Therefore, the way of setting the electricity price can be more flexible. In order to allow users to participate in pricing, and based on various user information Personalized pricing can take the form of dynamic pricing. **Methods** According to the principles of economics, various dynamic pricing algorithms are used to realize the dynamic pricing of smart grids. **Method** According to the principles of economics, various dynamic pricing algorithms are used to realize the dynamic pricing of smart grids. **Result** At present, a variety of dynamic pricing algorithms have been implemented, and user privacy can be protected, customized according to user needs and usage. Realize the interaction between users and electricity pricing. **Conclusion** Up to now, many dynamic pricing algorithms are performing well. As a new situation in the future power grid, smart grid is bound to improve the efficiency of grid resource utilization through dynamic pricing.

Key words: Smart grids; Dynamic Pricing; Real-Time Pricing; Critical Peak Pricing; Time of Use; Demand Response.

0 引言

现代文明在很大程度上依赖电能,由发电工业、输电线路和电力组成的庞大基础设施,用户数量的增加、家用电器的使用、应用的多样性、使用新能源的耗时和浪费过程以及有限的能源让传统电网系统的可靠性面临危险。因此需要开发出新的方法来提高配电效率以满足用户多样化的用电需求。随着自然资源的可获得性越来越低、用电产量的不断增加,迫使传统电网系统需要通过物联网设备和软件控制来实现实时功率分配以及监控技术。

智能电网是一种现代化的输电网络,能够通过信息以及通信技术得知供应端的电力供应情况与使用端的电力使用情况。之后再利用这些信息调整电力的生产和配送,同时调整个人家庭或是企业的用电量,进而达到节约能源与降低损耗的目的,使电网的可靠性更强。

智能电网通过智能电表基础设施检测系统的电能流动与电力的使用状况。当电能便宜时,消费者而可以开启某些家用电器,工厂可以大量进行生产过程;当电能需求高峰时,可以关闭一些非必要的用电设施来降低需求。

自2001年美国电科院首次提出“IntelliGrid”的概念以来,智能电网的相关研究与建设不断发展。

智能电网的优势之处:1. 智能电网能够承受各式各样的外界传入的干扰或攻击、大型的清洁能源和可再生能源的并入。也即智能电网比传统电网更能加强大,能承受的干扰幅度更大。2. 智能电网能够实现信息的双向通信交流。用户能够方便地了解当前电网的实时供电能力、供应状况、电能质量等信息,并能从中获取合理安排用电的指导说明。3. 智能电网融合了信息技术,感应技术,自动控制技术等。也正因如此,智能电网能够更加容易从全局观的角度观察电网的当前情况;同时能够提前预测重大事故与灾害,除此之外还能采取求助措施,自我修复,以防止大面积电力中断供应。4. 双向通信使电网能够将电厂和用户联系起来,分享数据,这样一来,信息的广泛传递有助于厂家与用户之间的价格制定。

智能电网高效的信息交流让用户参与到电价的制定成为可能,能够根据用户的使用量或是需求量或是当前总体用量情况动态地为每位用户制定个性化的电量价格,提高电力资源的利用效率。

于是便可将动态定价的方案引入到智能电网

中。宽泛地讲,动态定价即指企业根据市场需求和自身供应能力,以不同的价格将同一产品适时地销售给不同的消费者或不同的细分市场,以实现收益最大化的策略。在智能电网的案例中,“企业”便是指电力供应商,国家电网。根据市场对电力的需求以及自身的供应能力,个性化地为用户提供动态定价方案。

目前动态定价主要有以下三方面:基于使用时间定价(Time Of Use, ToU)、实时定价(Real-Time Pricing, RTP)、尖峰定价(Critical Peak Pricing, CPP)。使用时间定价即基于用户的用量,用时来个性化用户的电量价格;实时定价则相对宽泛,通过检测当前环境实时地给予最适合的定价方案;尖峰定价即根据电量使用峰值定价,简单对应关系为:点亮使用峰值越高,电价越大。

本文将动态定价的方法从以上三个方面进行了收集整理。

1 动态定价方法整理

1.1 基于使用时间定价

人们的生活习惯在一定程度上决定了整体用电量的高峰期和低峰期。基于历史数据记录及一般规律,电价的制定可采用分时定价的模式。分时定价(time of use, ToU)一般在日前或更早时间尺度上制定并发布,电力用户有充分的时间合理安排用电计划。^[1]

分时定价策略中较为常见的是峰谷分时定价策略,因为智能电网动态定价的主要目的是缓解高峰时期电网的压力,提高资源利用率。峰谷分时电价的实施效果取决于其设计是否能够有效激励电力用户的需求响应潜能。^[2]基于历史数据记录来分析的时候可以用日负荷曲线直观地表示出来,夏季高峰典型日负荷曲线如图1所示:

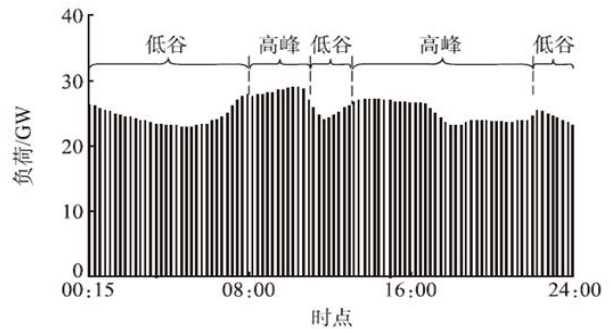


图1 系统典型日负荷曲线^[2]

然后可根据图表制定初步的分时电价决策,文献^[3]提出了如何用曲线建模用电需求来求出响应

的策略，但没有考虑用户对电价改变的响应以及相应的负荷转移等情况。初步的决策实施后跟踪用户典型日负荷曲线峰谷分时电价调整前后典型日负荷特性的变化情况，下一步可以从负荷率、峰谷差率等指标来分析用户的响应程度，以制定更合理的分时定价策略。在文献[4]中则基于用户需求响应提出了一种智能电网下分时电价的定价及其优化策略。在文献[5]中则根据经济学原理对分时电价环境下用户的需求响应分析，构建了相应的模型，在实行基于电价的需求侧管理后的负荷变化进行快速分析以制定下一步的分时定价策略。

1.2 实时定价

1.2.1 基于效用的实时定价算法 RTP^[6]

● 背景和基本概述

智能电网的建设为电力行业实施需求侧管理（DSM）带来了新的机遇和挑战。大多数建筑的用电效率不高，家庭平均负荷翻番，进一步增加了开发新的需求侧管理方法和措施的需求。

实时定价问题被描述为一个优化问题，以使整个电网系统的总效用最大化。在这个系统模型中，采用微观经济学中效用函数的概念，对不同用户对不同价格情景的不同反应进行了分析建模。通过运行一个分布式算法，可以得到每个用户的最优能耗水平，并可以得到能源供应商公布的最优价格值。

本文提出一种改进的实时定价算法，以解决现有的基于效用最大化的最优实时定价模型收敛性差和使用条件的问题。首先给出一个改进的效用函数和系统模型，然后通过梯度投影法求解优化问题，可以获得最优的价格和能耗水平，使系统中所有用户和能源提供者的总效用最大化。

● 模型和方法

对于所有用户，我们将相应的效用函数表示为 $U(x, \omega)$ ，其中 x 是用户的功耗水平， ω 是一个参数，该参数可能因用户而异，也可能在一天中的不同时间发生变化。也就是对于每个用户，效用函数表示用户获得的满意程度作为其功耗的函数。以所有效用函数之和减去施加给能源提供者的成本之和作为目标函数，RTP 下的一个有效的电能调度可以刻画为以下数学模型的解：

$$\begin{aligned} & \text{maximize} \quad \sum_{k \in K} \left(\sum_{m \in M} U(x_m^k, \omega_m^k) - C_k(L_k) \right) \\ & \text{subject to} \quad \sum_{m=1}^M x_m^k \leq L_k, \forall k \in K \\ & \quad f_m^k \leq x_m^k \leq F_m^k, m \in M, k \in K \\ & \quad L_k^{\min} \leq L_k \leq L_k^{\max}, k \in K \end{aligned} \quad (1)$$

效用函数选择了风险递减最常用的对数函数：

$$U_2(x, \omega) = \begin{cases} \omega \ln x + d & x > 0 \\ 0 & x = 0 \end{cases}$$

为了解决这个问题，文中通过拉格朗日函数和梯度投影法求解出了上述问题的最优解。

● 绩效评估和仿真

仿真结果表明，该算法是整个社会的综合效用，用户和能源提供者都能从中受益。但该算法只适用于小规模用户的情况，随着用户规模的不断扩大，算法的收敛性会越来越差，直到算法无法收敛为止。在保证总用电量低于发电量的前提下，获得了全社会最优实时电价和最大效用。具有一定的优越性。

1.2.2 通过价格建议实现的实时价格节约^[7]

● 背景和基本概述

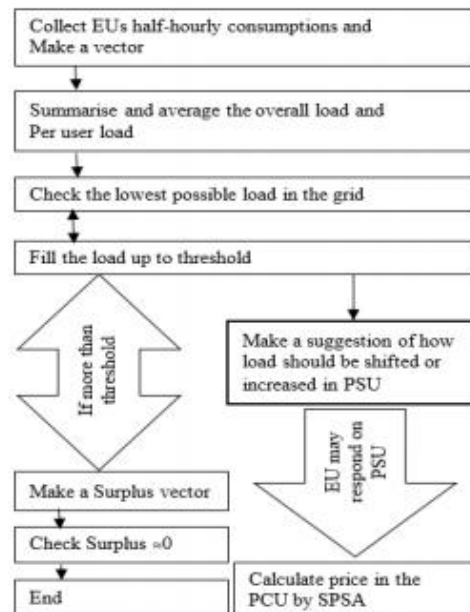
智能电网具有有效的双向通信，从而提供更好的潜在效率，实现有效的能量输送。通过考虑用户偏好，能源提供商 EP 和用户都应该降低成本。

文中提出的模型主要面向欧盟，实现最大化的节省，制定一个优化的实时定价算法同步扰动随机近似（SPSA），以降低峰均比 PAR。EP 方可以节省资金，用户也可以通过 APP 控制成本。无论用户是否响应优化后的定价建议，双方都会从系统中受益。

● 模型和方法

定价算法中引入了系统模拟单元 SSU，能耗调度 ECS 和提前计量基础设施 AMI。

文中首先详细介绍了一个价格建议单元及其算法（PSU）。这一模式显著降低了欧盟的需求成本以及 EP 的峰值负荷。为了使 EP 和 EU 双方的成本节约目标最大化，采用了随机近似技术。



此方法算法复杂度低，主要是以建筑为单位的矩阵在不同时间段的一些基本矩阵运算。我们略过详细的运算过程直接截取 PSU 的算法逻辑

● 绩效评估和仿真

算法基于 14 栋楼每小时的数据进行测试。PSU 根据阈值负荷消耗，每半个小时建议他们可以从一个时段转移到另一时段的负荷，节省更多成本和能源消耗。使用 SPSA 方法计算的 RTP，显著降低了用户的账单。但模型没有考虑用户的反应，RTP 实际上可以进一步降低。

相比传统的统一费率结构，新模型降低了能源供应商的生产成本以满足用户的需求。但负载同步和不稳定性以及不确定性仍是该模型的问题，而且模型集中在一个单一的能源供应商不具备普适性，所以还有较大的优化空间。

1.2.3 使用 RTP 和分布式算法实现智能电网高效供电^[8]

● 背景和基本概述

在需求高峰时期，供应商必须做出反应以满足需求，并通过提高容量来避免中断，但是其成本是昂贵的。因为 RTP 的应用，用户会因为价格减少或将用电量转移到非高峰时段。而本文重心在于提供具有社会和伦理影响的算法，带来更高的能源效率从而更加尊重环境。其中以分布式的方法实现了 RTP 算法，可以让电力公司和用户都从中受益。

● 模型和方法

本文算法鼓励节约用电量并将其转移到更便宜的时段，鼓励可再生资源的利用等。提高分布式能源的财务吸引力，刺激对节能电器的投资，帮助客户再高价时期节约能源。

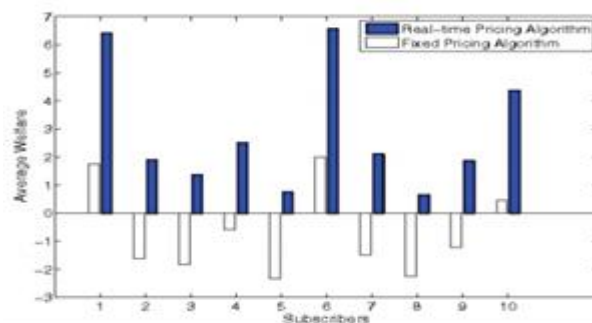
首先通过先进的智能电表、通信网络和数据管理系统，使公司和用户之间双向通信，传递一天中于能源消耗相关的数据，并同步动态定价等。

文章只是粗略提到了通过 MATLAB 解决凸的二次优化问题，利用 MATLAB 中的 quadprog 函数

$$\min_x \frac{1}{2} x^T H x + f^T x \text{ such that } \begin{cases} A \cdot x \leq b, \\ A_{eq} \cdot x = b_{eq}, \\ lb \leq x \leq ub. \end{cases}$$

求解这个 11 个变量的二次函数（10 个用户的消耗量+要生产的单元数）

● 绩效评估和仿真



上图显示了实时定价算法和固定定价算法下的平均消费者福利，其结论表明 quadprog 函数更适合确定电价。结果表明，该分布式算法在对需求进行近似建模是非常有效的。通过实时电价算法的实现，根据居民、工业和商业等不同部门的实时用电情况，使电力成本保持不变。

但其更多是对电价理论提出了一些观点，本身在算法的创新上非常少，主要还是验证了传统电价的过时和使用 RTP 的必要性。

1.2.4 用户效用与运营商利润权衡的最优动态定价^[9]

● 背景和基本概述

随时间变化的动态电力需求方面，智能电网相较传统电网的用电管理能力更强，既可以满足实时电力需求，还可以在容量范围内限制用电。而智能电网运营商（SGO）的利益和用户效用间很难权衡，所以引入了一种最优动态交易定价机制（ODPT）。SGO 从多个能源生产商购买电力，并根据经济学原理动态为用户设定价格，并通过人工神经网络模型预测用电量，综合考量在满足用户需求的同时提高 SGO 利润。

先前提出的基于启发式的进化算法，并未考虑用户效用和在非高峰时段的价格变动。DOA 系统仅以一个能源生产商为模型，并未考虑运营商盈利，也未考虑价格随时间的动态变化。因此引出代表实际商业模式的智能电网系统，其本质是一个高校的需求响应管理系统，提供最优动态定价机制。主要关注如何在相互博弈的用户效用和利润间取得平衡，将最优定价归结为一个凸优化问题，并开发了一个用于动态捕捉用户满意度的效用函数，运营商采用前馈多层感知器模型和误差反向传播人工神经网络（FF-BP-ANN）来预测用户用电量。

● 前提和假设

考虑由用户、SGO 和能源生产商（EP）组成的配电系统。用户是电力消费者，EP 主要负责电力的生产和分配，SGO 与 EP 交换信息，控制整个区域运

行，而 SGO 没有电源存储系统，某时刻未使用的电源会导致 SGO 损耗。

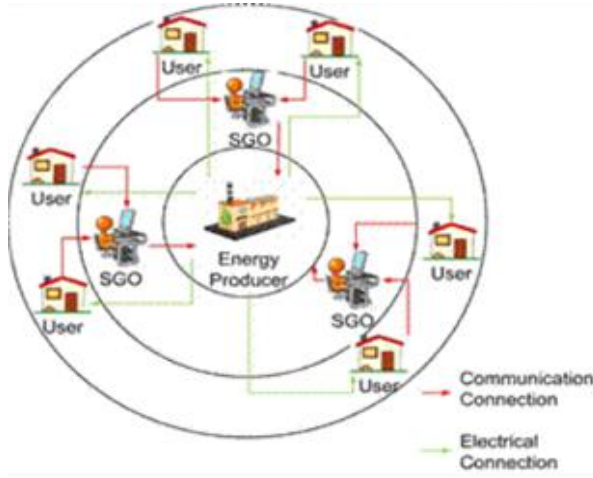


图 2 三层系统模型

建立一个需求估计模型，随时间估测用户的电力需求。三者间通信方式如下：

1) 用户通过有线或无线连接本地 SGO，随着时间推移传达他们的用电需求。

2) 将时间划分为大小相等的片段，每个片段 SGO 从一个或多个 EP 购买电力，即可降低购买成本。遵循经济学供需理论，向用户公布电价并得到反馈

3) 最后，得到反馈 SGO 对每个用户进行最优功率分配，根据用户需求运行功率分配算法。

用户的满意度可以通过效用函数进行建模，本文给出了效用函数 $U(X_{it}, W_{it})$ ， X_i 是在时间片段 t 分配给用户 i 的功率， W 是用户在 t 时刻的偏好。偏好 W 是用户 i 在 t 时刻的功率需求相对于总需求的权重，定义为

$$\omega_{i,t} = \frac{d_{i,t}}{D_t}$$

式中， d_{it} 是 t 时刻用户 i 的功率需求， D_t 是 t 时刻所有用户的总需求，即

$$D_t = \sum_{i=1}^n d_{i,t}$$

因此 W 越高表示电力需求量越大，而此处的 W 是从 SGO 角度定义的。并期望不同用户效用函数符合 1) 效用函数不变 2) 用户的边际收益是不增加的，也就是效用函数是凸的，用户满意度会趋于饱和 3) 没有电力分配就没有效用。高级用户的满意度水平定义如下：

$$U_{i,t}(x_{i,t}, \omega_{i,t}) = \begin{cases} \omega_{i,t} x_{i,t} - \frac{1}{2} \frac{x_{i,t}^2}{D_t}, & x_{i,t} < d_{i,t} \\ \frac{1}{2} \omega_{i,t} d_{i,t}, & x_{i,t} \geq d_{i,t} \end{cases}$$

增加两个用户的功耗，效用函数达到饱和且不变的点表示分配的功率等于用户需求的功率，耗用越多效用越大。

SGO 利润来自于当用电需求和预测值相类似的预期利润。利润通过从收入中减去总成本衡量，因此 t 时间段总利润可以用

$$P_{SGO}^t = \sum_{i=1}^n x_{i,t} S_t - \sum_{j=1}^m y_{j,t} C_{j,t}$$

式中 S_t 为用户的单位最优售电价格， C_j 为 t 时刻从 EP 获得的单位电购买成本， X_i 表示 t 时刻分配给用户 i 的功率， Y_{js} 表示从 EP j 在 t 时刻购买的电量。文中将这个问题的用户效用最大化和用户利益最大化联立成为 SGO 的动态定价问题。对 ODPT 用户的最优功率分配是基于他们的功率需求以及从 EP 购买的估计功率，ODPT 是一种基于 ANN 的需求估计模型。

● 模型和方法

主要通过三个步骤达成目标：1) 通过优化函数确定动态售价和购电量 2) 基于神经网络的需求估计模型 3) 为用户分配电力。在每一个时间片段中运行上述模型，通过神经网络估计需求，并从 EP 输出不同的功率购买量。如果实际电力需求超过估计值，则按照子优化函数分配给用户。

首先对优化问题列出式子，根据瞬时总电力需求和 EP 单位购电成本动态设定单位利润金额。但是电价的上升对 SGO 会带来更多利润，同样也会导致用户数量和用量的减少导致利润下降，所以低价多用电利润最大化。另一方面，低电价会增加用户需求，从而降低用户因缺点而产生的效用。因此 ODPT 需要在这几个问题之间进行权衡。

我们假设 SGO 知道用户用电需求，对用户效用和利润的最大化目标优化问题如下

Maximize

$$O = \sum_{i=1}^n \left(U(x_{i,t}, \omega_{i,t}) + x_{i,t} \times S_t \right) - \sum_{j=1}^m (C_{j,t} \times y_{j,t})$$

subject to
power allocation constraint

$$0 \leq x_{i,t} \leq d_{i,t}, \quad \forall i \in \mathcal{N}$$

power budget constraint

$$\sum_{i=1}^n x_{i,t} \leq \sum_{j=1}^m y_{j,t}$$

profit constraint

$$S_t > \frac{\sum_{j=1}^m (y_{j,t} \times C_{j,t})}{\sum_{j=1}^m y_{j,t}}$$

power purchase constraint

$$0 \leq y_{j,t} \leq A_{j,t}^t, \quad \forall j \in \mathcal{M}$$

由于用户的电力需求是保密的，并具有高度的时变性，特别是在不同的价格下，所以不可能提前知道其实际值，因此需要进行估算。由于智能电网系统中用户需求的时间变化程度很大，本文采用了FF-BP-ANN算法作为预测模型。模型基本算法如下：

Algorithm 1: Optimal Power Allocation Algorithm

Input : $C_{j,t}, A_{j,t}, d_{i,t}$

Output: $y_{j,t}, S_t, x_{i,t}$

foreach time slot t **do**

SGO -

collects $(C_{j,t}, A_{j,t})$ from each EP $j \in \mathcal{M}$

computes optimal selling price S_t and power purchase amount $y_{j,t}$ from EPs by optimizing objective function (9)

announces optimal price S_t to each user $i \in \mathcal{N}$ and purchases the stipulated amount of power $y_{j,t}$ from different EPs $j \in \mathcal{M}$

receives the actual demand $d_{i,t}$ from each user $i \in \mathcal{N}$

calculates total user demands D_t using Eq. (2)

if $D_t > \sum_{j=1}^m y_{j,t}$ **then**

/* Power shortage occurs */

The SGO executes sub-optimization of (14) and allocates $x_{i,t}$ amount of power to each user $i \in \mathcal{N}$

else

/* Power wastage occurs */

The SGO allocates a full amount of demanded power $d_{i,t}$ to each user $i \in \mathcal{N}$

The SGO updates the ANN model parameters in (28) to (35) to reduce further estimation errors

前馈多层感知器模型，加上误差反向传播技术，建立了销售价格和用户需求之间的非线性关系。

● 绩效评估与仿真

模拟仿真效果表明用户效用在很小的范围波动，但当用户需求不能完全满足时，ODPT模型的效用就会明显降低，但仍使得SGO的利用效率很高。SGO的相对用户数量明显上升，预测模型能够更准确地预测即将发生地用户需求，每个系统的平均的利用率随着用户数量的增加而提供，相应的利润也保持在水准。

基于神经网络预测的ODPT的功率利用明显高于DOA和其他算法，购买和销售之间存在适当的平衡，性能明显优于其他技术。根据经济学的供需理论，为智能电网的电力管理提供了一种非常使用的商业模式，实现更高的利润的同时，保持了所有用户的可比平均效用值。综合了前人在RTP研究的优

势并结合了时下最流行的神经网络，真正意义上智能化的为三方提供综合最优的最新算法。

1.2.5 基于“个性化定价”的实时定价^[10]

● 背景和基本概述

电气设备数量的不断增加和技术的飞速发展将产生新的需求，即要消耗更多的电力以满足个人的需求。另外，城市和城市设施正在迅速发展，这对电力提出了更高的要求，并开发了更多潜在的电网基础设施来满足新的需求。因此，有必要在电网中使用现代的需求管理方法。

● 模型和方法

该模型提出了一个新的提议定价方法“个性化定价”。模型通过考虑公用事业公司和客户的利润来定义二次函数，将每个客户的耗电量限制在特定的允许用电量范围内。

考虑一个具有N个不同客户的区域。我们提出的定价方法背后的关键思想是通过定义特定功能来限制客户的消费水平，以限制客户的实时消费水平，从而限制客户的允许使用水平。

$$\alpha_i = \sum_{j=1}^P w_j \cdot a_{j,i}$$

$$p_{i,h} = \alpha_i \times G_{s,h} \sum_{i=1}^N p_{i,h} = G_{s,h}$$

其中 $p_{i,h}$ 表示在 h 时段分配给客户 i 的功率， j 对应每个客户的家庭特征。变量 $a_{j,i}$ 表示不同的家庭特征。 w 代表权重因子。

然后通过用户特征进行个性化定价，个性化定价主要满足以下二方面的内容，一是每个客户支付基于他/她的消费水平在每小时的电力消耗：

$$p_{i,h} = \alpha_i \times G_{s,h} \sum_{i=1}^N p_{i,h} = G_{s,h}$$

二是避免电力短缺：

$$G_{s,h} > e_{s,h}$$

确保总发电量 $G_{s,h}$ 大于总耗电量。

其中为了避免高峰时期电网电力严重短缺，应该考虑一些更昂贵的发电设施来满足电网这种巨大的电力需求水平，因此还将客户分为两组：“行为良好”的客户和“行为不良”的客户。“好行为”客户是指用电低于其分配用电限额的客户，“坏行为”客

户是指用电超出其分配用电限额的客户。对其进行不同水平的定价

$$\text{cost}(e_{i,h}) = \begin{cases} e_{i,h} \cdot c_{1,h} & \text{if } e_{i,h} \leq G_{s,h} \\ e_{i,h} \cdot c_{1,h} & \text{if } e_{i,h} > G_{s,h} \text{ and } e_{i,h} \leq p_{i,h} \\ p_{i,h} \cdot c_{1,h} + c_{2,h} \cdot (e_{i,h} - p_{i,h})^2 & \text{if } e_{i,h} > G_{s,h} \text{ and } e_{i,h} > p_{i,h} \end{cases}$$

函数使得“行为良好”的用户，无论电网的峰值状态如何，其价格总是很低。而行为不良”客户消耗的电量大于其分配的电量，其成本将以参数为 $c_{2,h}$ 的二次函数递增。

● 绩效评估和仿真

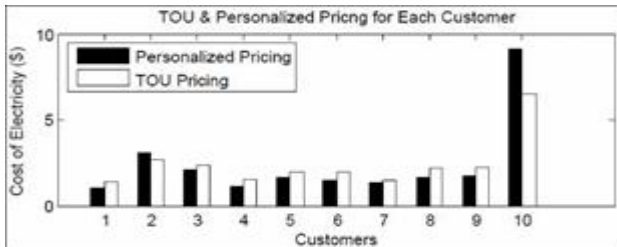


图3 行为良好客户每小时电价



图4 行为不良客户每小时电价

从图3、4可以看出对于行为良好的用户，使用“个性化定价”的总成本要小于TOU定价，而对于行为不良的用户，总成本可能高于或低于TOU方法，这具体取决于他们的消费水平。从结果上看个性化定价可以激励消费者降低其消费水平，并且降低行为良好用户的成本。



上图是个性化定价和TOU方法在不同客户数量情况下的总成本，可以看出再大部分情况下，个性化定价的成本都要优于TOU方法的。

1.2.6 基于效用最大化实时定价^[11]

● 背景和基本概述

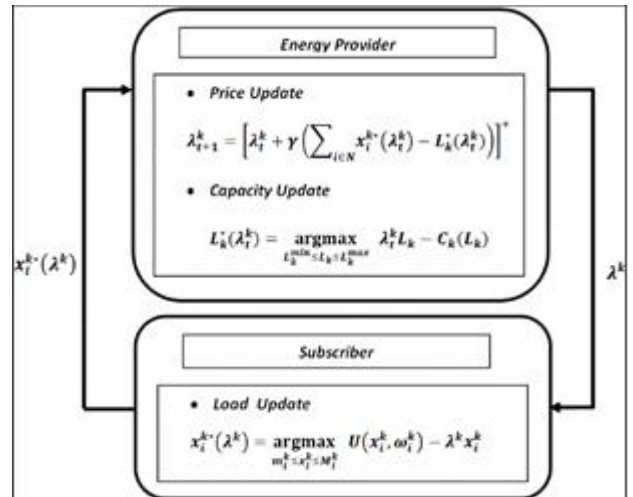
鉴于客户对质量和数量的期望越来越高，有限

的能源资源以及开发新资源的过程漫长而昂贵，因此，电网的可靠性已处于危险之中，因此有必要开发新的提高电网效率的方法。当前，在大多数建筑物中，用电效率不高（例如，由于隔热不良）。这导致浪费大量的自然资源，因为大部分电力消耗都发生在建筑物中。此外，诸如插电式混合动力汽车（PHEV）之类的新型需求的兴起可能使平均家庭负荷增加一倍，这进一步增加了开发新方法的需求。

因此，基于DSM我们提出了一种新的实时定价算法以鼓励用户之间理想的能耗行为，并使总能耗水平保持在发电能力以下。

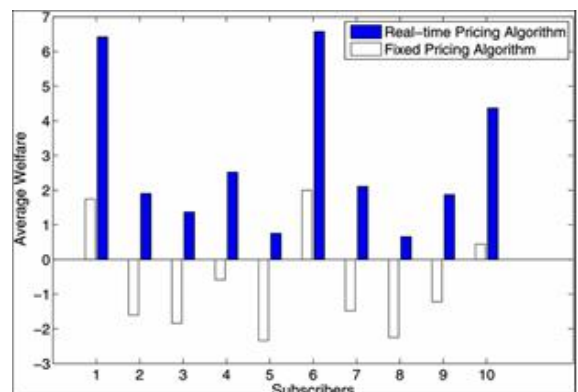
● 模型和方法

论文中提出的定价算法类似于Internet中的拥塞控制问题。于是我们以此为基础进一步加入了两个方面的内容，一是容量可由能源提供商调整，并且在固定中的容量约束的同时可以周期性地变化；二是考虑强加给能源供应商的能源成本，并将问题表述为效用最大化和成本最小化。具体算法如下图所示：

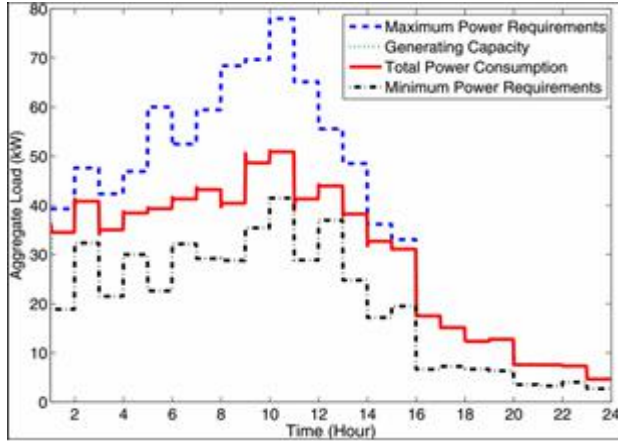


实时定价公式的目的是使得所有用户的效用函数的总和最大化并且施加给能量提供者的成本最小化。

● 绩效评估和仿真



上图是使用实时定价算法和固定订户算法时，每个用户的平均福利，可以看出实时算法可以使每个单独订户的平均福利要比固定定价算法高得多。



并且如上图所示，由于订户和能量提供者的实时交互，用户的总功耗和能量提供者的期望发电量的两条曲线重合，这使得资源拥有极高的利用率，能够时能源提供商的成本最小化的同时使发电量保持在总功率之上。

1.2.7 基于客户细分的实时定价^[12]

● 背景和基本概述

随着智能电表的推出，动态定价（例如，实时定价（RTP）和使用时间定价（ToU））可以激励客户将其高峰时间使用（例如，晚上）转移到非高峰时间（例如晚上）引起了学术界和工业界的越来越多的兴趣，但是由于不同的客户具有不同的能耗特征和行为，因此传统的统一动态定价方法可能无法考虑所有客户的特征。因此客户细分的差异定价就此应运而生。

● 模型和方法

我们把用户细分为3种类型，一是对价格敏感的用户，二是对价格中等敏感的用户，三是对价格不敏感的用户。通过测试得到了不同类型用户对用电高低峰的价格差异的敏感性。

$$\begin{aligned} s_{se} &= 0.0225 \times p_{se}^D - 0.075, \\ s_{mid} &= \frac{0.0225}{2} \times p_{mid}^D - \frac{0.075}{2}, \\ s_{in} &= 0.001 \times p_{in}^D. \end{aligned}$$

其中 s_{se} 、 s_{mid} 、 s_{in} 分别代表对价格敏感的用户，对价格中等敏感的用户，对价格不敏感的用户对价格差异的敏感性。根据用户细分得到的价格敏感性，基于启发式算法（遗传算法 GA），我们提出

了一个两级优化模型，该模型一方面基于电价敏感性为客户选择最优电价以减小其用电成本。

$$sp_n^* = \arg \min_{sp_n \in \{p_m^{vm-1,2,3}\}} (sp_n^+ \times DE_{nm}^+ + sp_n^- \times DE_{nm}^-), n = 1, 2, 3.$$

另一方面为能源零售商提供最优价格以最大化其利润。

$$\begin{aligned} \max_{p_m^{vm-1,2,3}} & RE_d - CO_d - J_m \\ \text{subject to constraints} & (9), (10), (11). \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} p_m^{\min+} &\leq p_m^+ \leq p_m^{\max+}, \\ p_m^{\min-} &\leq p_m^- \leq p_m^{\max-}, \forall m = 1, 2, 3 \end{aligned}$$

$$\bar{s}_{avg} \leq \frac{\sum_{n=1}^3 s_n^+ \times DE_n^{+*}}{\sum_{n=1}^3 DE_n^{+0}} \leq \bar{s}_{avg}.$$

$$RE_d = \sum_{n=1}^3 (sp_n^{+*} \times DE_n^{+*} + sp_n^{-*} \times DE_n^{-*}) \leq RE^{\max}$$

● 绩效评估和仿真

通过仿真我们得到了使用 TOU 方法和基于客户细分的实时差异定价方法下不同敏感度用户的峰值价格、费用、成本、利润和峰值变化。

$$p^+=31.70 \quad p^-=8.61$$

Customer Group	Revenue	Cost	Profit	Peak shifting
Price sensitive	188.69	83.32	105.37	0.4446
Price mid-sensitive	229.75	104.66	125.09	0.2223
Price insensitive	266.56	123.78	142.78	0.0231
Overall	685.00	311.76	373.24	0.230

表 1 Tou 方法

$$p_1^+ = 34.37, p_1^- = 7.97 \text{ for price sensitive customers}$$

$$p_2^+ = 29.12, p_2^- = 11.94 \text{ for mid-sensitive customers}$$

$$p_3^+ = 26.86, p_3^- = 14.97 \text{ for insensitive customers}$$

Customer Group	Revenue	Cost	Profit	Peak shifting
Price sensitive	181.66	76.35	105.31	0.5172
Price mid-sensitive	235.98	111.02	124.96	0.1560
Price insensitive	244.71	124.85	119.86	0.0120
Overall	662.35	312.22	350.13	0.2284

表 2 实时差异定价算法

对比表 1 和表 2，使用差异算法，可以为每个客户群提供“个性化”的电价，吸引敏感客户向低峰时用电。同时也能降低不敏感客户的账单，为零售商创建更好的价格形象，这将有助于提高动态定价的接受度为零售商创建更好的价格形象，这将有助于提高动态定价的接受度。

1.3 尖峰定价

尖峰定价 (Critical Peak Pricing, CPP) 是通过在不同的时段采用不同的电价, 用电高峰期提高电价而在低谷期降低电价, 激励用户改变用电的行为, 进而实现对负载侧资源的调度, 优化资源配置, 达到移峰填谷的效果。在智能电网市场的环境下, 尖峰定价是使用时间定价和实时定价的基础上发展起来的一种动态地定价机制, 通过在使用时间上叠加能够灵活安排的尖峰费率而形成。

在文献参考[13]中分析了在用户中实施尖峰定价的三种不同模式——自愿、默认与强制。

尖峰定价对不同用户和收入水平的家庭影响不同。发现高使用率的用户会比低使用率的对功率的就减少更加在意, 反过来低使用率的会比高使用率的年度电费减少百分比要多。

账单节省分析显示, 平均来说, 在 CPP 定价策略下, 低收入用户并不会支付更多的费用(目的也是如此)。此外, 所有用户群(包括低收入与高收入用户群体)的整体满意率很高, 平均为 7.7-8.3(满分为 10)。此外, 高使用率组中两个最低收入水平的账单节省基本为 0, 而其余六组的账单节省则十分明显。为了弥补这种差距, 考虑使用 CPP 策略的人们可能会将效率和教育工作重点放在高使用率, 低收入的用户身上。

得出总体结论: CPP 可以考虑用于自愿、默认或者强制性电价实施方案, 而不用担心收入或是用电量的影响。从以上分析得出的总体结论是, CPP 可以考虑用于自愿, 默认或强制性电价实施, 而不必担心收入或用电量的不同影响。如果作为自愿税率方案, 应注意确保最大程度地降低交叉税率补贴, 因为那些希望为 CPP 费率支付更多费用的人可能会选择另一种费率方案——时不变费率。尽管在此进行的自愿性试验研究在各个客户群中都获得了很高的满意度, 但是考虑强制性 CPP 税率应特别警惕客户和政治上的强烈反对。在更广泛的需求响应范围内可考虑实施 CPP。

在参考文献[14]中基于客户的价格响应模型, 分析了尖峰定价参数(包括峰值速率、事件数和事件持续时间)如何影响利润。并且提供了直观的指南和规则, 用于选择那些可以最大程度地提高负载服务实体的利润的参数。最后, 通过对实时市场清算价格和需求的预测数据进行数值模拟, 验证了所提出分析的适用性和实用性。最后得出如下结论: 首先, 最佳峰值速率与客户的价格响应能力大致成

反比。其次, 随着事件数量的变化, 最佳峰值速率变化不大。第三, 即使当关键事件的最大数量 > 1 时, 也可以安全地使用关键事件的最大数量 $= 1$ 时的最佳峰值速率。第四, 与统一定价相比, 存在最少数量的事件可以避免利润损失。最后, 设置事件最大持续时间 $= 1$ 和关键事件的最大数量 $=$ 最大的事件总时间是一种合理的选择, 而不是评估关键事件的最大数量和事件最大持续时间的每种组合。CPP 与市场价格之间的相互作用(CPP 能够影响利润, 利润的变化也会通过影响需求平衡进而影响市场价格, 最后反过来影响 CPP 的参数决定)是一个不断重复的过程。

参考文献[15]讨论了尖峰定价对家庭的出行的影响。CPP 在事先宣布的关键日期的高峰时段将电价提高到惩罚性水平。为了响应 CPP 策略, 人们可以通过在家中关闭电器或者离开家去旅游以最大程度地减少电力消耗来改变用电方式。该假设表明电力需求与旅行产生之间存在相关性。目的是评估 CPP 对旅行产生的影响, 从而为电力需求和旅行行为的综合分析提供一个视角。

结果表明, 较高的价格会导致较高的外出率, 而相应的比较明显的决定因素诸如人口密度和公共交通条件等居住条件对出门和平均能源节约的影响却相对较小。但是相反, 对于行动不便的老年家庭并非总是如此。居住条件与交通条件对这部分人口有重大影响。加上外出能力下降, 电价对老年人的负面影响更大。这些结果表明, 通过交通发展和城市紧凑化来改善可及性是节约用电的有效手段, 减轻了 CPP 对未来老年社会的负面影响。

但是同时要考虑外出运输的能耗, 为了节省家庭能源消耗而增加运输中的能源消耗是无意义的。

以上便是对尖峰定价从实施效果到对出行的影响等方面的整理。

2 结论

在定价方案中, CPP 与 RTP 和 TOU 相比具有一些优势。例如, 尽管 RTP 是最有效的对冲(hedging against)价格风险的方法, 但是由于需要持续响应而导致的复杂性阻止了小型住宅客户参与 RTP 计划。TOU 易于实施, 因为事先仅向客户宣布了几个阻塞率。它的主要缺点在于它无法应对实时市场清算价格的突然增加。因此, CPP 为住宅用户提供了 RTP 的合理替代方案, 并且可以与 TOU 结合使用, 以在紧急情况下动态应用峰值价格。

ToU 费率是传统的两部分费率,包括高峰期和非高峰期。考虑到价格是预先确定的,事先知道的并且通常不会改变,因此 ToU 是上述唯一不需要使用启用技术的价格。CPP 费率类似于 ToU 的定价,在“关键高峰”小时和几天内增加了更陡峭的费率。与 ToU 的主要区别在于,CPP 仅在一年中的特定事件天数内实施。RTP 定价(在某些情况下也称为“小时定价”或 HP)提供的电价反映了批发价的能源成本,并且可能每小时变动一次。^[16]

参考文献

- [1]. 王珂,姚建国,姚良忠,杨胜春,雍太有. 电力柔性负荷调度研究综述[J]. 电力系统自动化,2014,38(20):127-135.
- [2]. 程瑜,翟娜娜. 基于用户响应的分时电价时段划分[J]. 电力系统自动化,2012,36(09):42-46+53.
- [3]. 黄永皓,康重庆,李晖,夏清,王功礼,胡左浩. 用电需求曲线建模及其应用[J]. 电工电能新技术,2004(01):29-33.
- [4]. 林清明. 智能电网分时电价的定价与优化[D]. 上海交通大学,2015.
- [5]. 孔祥玉,杨群,穆云飞,陆宁,徐弢. 分时电价环境下用户负荷需求响应分析方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2015,27(10):75-80.
- [6]. Xin Song and Jiayu Qu, "An improved real-time pricing algorithm based on utility maximization for smart grid," Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation, Shenyang,2014,pp.2509-2513,doi:10.1109/WCICA.2014.7053118.
- [7]. A. S. M. A. Mahmud and P. Sant, "Real-time price savings through price suggestions for the smart grid demand response model," 2017 5th International Istanbul Smart Grid and Cities Congress and Fair (ICSG), Istanbul, 2017, pp. 65-69, doi: 10.1109/SGCF.2017.7947603
- [8]. S. M. Jayasurya and S. Varun Kumar, "Smart grid Infrastructure for Efficient Power Consumption Using Real Time Pricing Algorithm and Distributed Algorithm," 2018 International Conference on Recent Trends in Electrical, Control and Communication (RTECC), Malaysia, Malaysia,2018,pp.173-175,doi:10.1109/RTECC.2018.8625670.
- [9]. J. Ferdous et al., "Optimal Dynamic Pricing for Trading-Off User Utility and Operator Profit in Smart Grid," in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol. 50, no. 2, pp. 455-467, Feb. 2020, doi:10.1109/TSMC.2017.2764442.
- [10]. M. H. Yaghmaee, M. S. Kouhi and A. L. Garcia, "Personalized pricing: A new approach for dynamic pricing in the smart grid," 2016 IEEE Smart Energy Grid Engineering (SEGE), Oshawa, ON, 2016, pp. 46-51, doi:10.1109/SEGE.2016.7589498.
- [11]. [6]. P. Samadi, A. Mohsenian-Rad, R. Schober, V. W. S. Wong and J. Jatskevich, "Optimal Real-Time Pricing Algorithm Based on Utility Maximization for Smart Grid," 2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications, Gaithersburg, MD, 2010, pp. 415-420, doi: 10.1109/SMARTGRID.2010.5622077.
- [12]. F. Meng, B. Kazemtabrizi, X. Zeng and C. Dent, "An optimal differential pricing in smart grid based on customer segmentation," 2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe), Torino, 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISGTEurope.2017.8260255.
- [13]. Karen Herter, *Residential implementation of critical-peak pricing of electricity*, Energy Policy 35 (2007), no. 4, 2121 – 2130.
- [14]. S.C. Park, Y.G. Jin, H.Y. Song, and Y.T. Yoon, *Designing a critical peak pricing scheme for the profit maximization objective considering price responsiveness of customers*, Energy 83 (2015), 521 – 531.
- [15]. Masanobu Kii, Keiji Sakamoto, Yoichi Hangai, and Kenji Doi, *The effects of critical peak pricing for electricity demand management on home-based trip generation*, IATSS Research 37 (2014), no. 2, 89 – 97.
- [16]. J. Wang, M. A. Biviji and W. M. Wang, "Lessons learned from smart grid enabled pricing programs," 2011 IEEE Power and Energy Conference at Illinois, Champaign, IL, 2011, pp. 1-7, doi: 10.1109/PECI.2011.5740488.