

doi: 10.7690/bgzd.2025.02.007

基于混合推荐算法的电力用户交易最优方案

罗文海

(广州电力交易中心有限责任公司信息技术部, 广州 510663)

摘要: 针对目前电力交易时零售电价套餐种类繁多、形式复杂, 用户很难找到最适合自己用电需求的电价套餐的问题, 提出一种混合电力套餐推荐模型。通过引入多属性效用理论来实现电价套餐场景下的用户综合效用模型。根据混合推荐算法给出最佳的电价套餐, 从而提高电力系统整体运行效率, 优化电力资源配置。结果表明, 该模型可为智能电网电力交易提供一定借鉴。

关键词: 电力交易; 电价套餐; 用户特征; 推荐; 多属性效用; 优化

中图分类号: TM73 **文献标志码:** A

Optimal Scheme of Electricity Customer Trading Based on Hybrid Recommendation Algorithm

Luo Wenhai

(Information Technology Department, Guangzhou Power Exchange Center, Guangzhou 510663, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult for users to find the most suitable tariff package for their electricity demand due to the variety and complexity of retail tariff packages in current electricity trading, a hybrid electricity package recommendation model is proposed. The multi-attribute utility theory is introduced to realize the comprehensive utility model of users in the scenario of electricity price package. According to the hybrid recommendation algorithm, the best price package is given, so as to improve the overall operation efficiency of the power system and optimize the allocation of power resources. The results show that the model can provide a reference for smart grid electricity trading.

Keywords: electricity trading; tariff package; user characteristics; recommendation; multi-attribute utility; optimization

0 引言

随着物联网以及城市发展的逐步扩大^[1-3], 我国零售电力^[4-5]市场自由化水平不断提高。基于此, 多元化的电力零售竞争对手迅速崛起, 电力用户有机会从多个不同的零售商中进行选择, 由此导致电力用户和供应商之间的关系正在改变^[6-7]。零售电价套餐^[8]是根据电力用户特征产生的一种新型电力交易产品。该产品结合用户用电特征, 设计多种电价套餐, 从而解决电价套餐类别繁多、形式复杂、用户很难找到最适合自己用电需求的电价套餐的问题。

鉴于用户特征的大量信息和电力用户的个性化电力需求, 可通过大数据分析提供推荐服务, 帮助用户快速选择合适的零售电价套餐。关注推荐系统, 其最关键的内容, 则是推荐算法。当下, 典型的算法包括协同过滤推荐、基于内容推荐、混合推荐等。文献[9]提出了一种融合改进的内容推荐与协同过滤相结合的推荐方法, 从而提高推荐结果的准确率和召回率。文献[10]提出了一种基于社会化标签挖掘的微博内容个性化推荐方法。文献[11]基于协同过滤手段设计了一种新的电子商务平台个性化推荐

模型。上述推荐方案在各自领域都取得了一定成效, 然而由于电力特征属性多、关系复杂, 传统推荐方案无法直接应用于电力套餐推荐。此外, 目前电力套餐推荐研究较少。文献[12]采用基于协同滤波的人工智能技术, 提出一种智能楼宇客户的售电套餐推荐方法。文献[13]考虑用户有限理性的电力套餐设计双层优化模型, 以购电综合效用最大化为目标进行峰谷组合套餐定制。然而, 现有推荐方法未考虑电力价格受季节、用电量峰谷波段, 无法准确估计用户价格套餐属性, 这将对推荐准确率产生不可估量的影响。

为改善上述问题, 聚焦用户电力用电行为特征方面, 并据此来实施电价套餐推荐。通过电力用户特征, 建立了多层次模型; 结合用户特征矩阵, 计算用户相似度矩阵; 基于混合推荐算法实现电价套餐推荐。

1 用户行为特征分析

在电力用户特征的界定上, 引入树形结构, 进而构建了特征模型。电价套餐由电力零售公司根据

收稿日期: 2024-07-10; 修回日期: 2024-08-18

第一作者: 罗文海(1990—), 男, 广东人, 硕士。

典型电力用户的特点制定，同时基于目标用户和典型用户之间的相似性完成套餐推荐。

1.1 电力用户特征模型

首先，根据电力用户特点建立电力用户特征，如用户属性、消费属性以及价格属性等；进一步，基于树形结构建立了电力用户特征的层次模型。使用树状结构描述属性类型与属性间存在的关系模型。这类模型也被定义为层次模型，其数据结构简单，提供了良好的逻辑支持。

图 1 所示为一个典型的电力用户特征树状结构。可以看出，电力用户为根节点，叶节点主要包括基本属性、消费属性和价格属性；叶子结点包括更为细类的用户特征，如电力用户分为工业、零售、居民和农业；电压等级分为不超过 1、10、35、110 和不低于 220 kV 5 个等级。

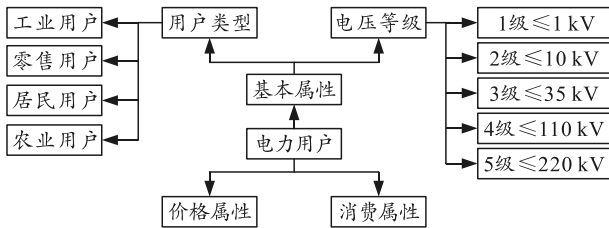


图 1 一个典型的电力用户特征树状结构

1.2 电力用户特征矩阵

根据电力用户特征分析结果，构建了电力用户特征矩阵。令系统中对应于电价套餐的 m 个用户定义为 $R_{ij} = \sum_{i=1}^T (q_{ii} \times P_{ji}) + P_{cj}$, $i=1, 2, \dots, I, j=1, 2, \dots, J$ 。系统中用户的 z 个特征定义为 $\{f_1, f_2, \dots, f_z\}$ 。进一步，用户特征矩阵表示如下：

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_{1z} \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{2z} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_{m1} & f_{m2} & \dots & f_{mz} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 f_{mz} 为电力用户 r_m 的特征 z 。

2 电力套餐混合推荐模型

电力套餐混合推荐模型的操作，主要过程包含了 3 个，下面对各环节进行详细介绍。

2.1 电力用户特征相似性分析

此处，设定 n 为目标用户数量，其集合为 $U=\{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_n\}$, u_i 为第 i 个目标用户。找出典型用户，设定数量是 m 个，其集合具体为 $R=\{r_1, r_2, \dots,$

$r_j, \dots, r_m\}$, $r_j u_i$ 为第 j 个套餐典型用户。由此，借助一定的函数，可以描述 r_j 与 u_i 之间的差异。

计算：

$$d(u_i, r_j) = \sum_{f=1}^z \delta_{u_i, r_j}^{(f)} d_{u_i, r_j}^{(f)} / \sum_{f=1}^z \delta_{u_i, r_j}^{(f)} \quad (2)$$

式中： $d(u_i, r_j)$ 为典型用户 r_j 和目标用户 u_i 之间的差异； f 为电力用户特性； z 为电力用户特征的数量； $\delta_{u_i, r_j}^{(f)}$ 为指示函数； $d_{u_i, r_j}^{(f)}$ 为特征 f 对典型用户 r_j 和目标用户 u_i 之间的差异性贡献函数。

进一步，将指示函数 $\delta_{u_i, r_j}^{(f)}$ 的取值过程定义为：当典型用户 r_j 和目标用户 u_i 无测量值或特征，且 f 为非对称二进制用户特征，则 $\delta_{u_i, r_j}^{(f)} = 0$ ；否则， $\delta_{u_i, r_j}^{(f)} = 1$ 。与之类似，差异性贡献函数 $d_{u_i, r_j}^{(f)}$ 的取值有 2 种情况：

第 1 种情况下，如果电力用户为数值型用户，则：

$$d_{u_i, r_j}^{(f)} = |f_{u_i} - f_{r_j}| / \max f_h \quad (3)$$

式中： f_{u_i} 为目标用户 u_i 对应的电力特征； f_{r_j} 为典型用户 r_j 对应的电力特征； f_h 为任意电力用户； $\max f_h$ 为用于最大特征数目的电力用户特征。

第 2 种情况下，如果电力用户为标准型用户，当且仅当 $f_{u_i} = f_{r_j}$ 时，有 $d_{u_i, r_j}^{(f)} = 0$ ；否则， $d_{u_i, r_j}^{(f)} = 1$ 。

综上，典型用户 r_j 和目标用户 u_i 之间的相似性可通过以下公式计算：

$$\text{sim}_f(u_i, r_j) = 1 - \sum_{f=1}^z \delta_{u_i, r_j}^{(f)} d_{u_i, r_j}^{(f)} / \sum_{f=1}^z \delta_{u_i, r_j}^{(f)} \quad (4)$$

同时，根据用户特征相似度计算结果建立用户特征相似度矩阵，则有：

$$M = \begin{bmatrix} 1 & s_{12} & \dots & s_{1m} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & s_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_{m1} & s_{m2} & \dots & 1 \end{bmatrix}_{m \times m} \quad (5)$$

式中： M 为用户特征相似度矩阵； s_{ij} 为目标用户 u_i 和典型用户 r_j 之间的特征相似性值。

2.2 电价套餐多属性效用函数

笔者从电力支出和电力消费模式 2 方面探讨了电价套餐属性对目标用户构成的影响。此处，对于电价套餐定义为 P , P 的属性数量，设定为 m , 存在 $P=(x_1, x_2, \dots, x_m)$, x_k 为 P 的第 k 个属性。令 x_k 具有 l_k 个离散化属性值，这些值构成属性 k 的值集

V_k ，则有：

$$V_k = a_{k,1}, \dots, a_{k,s}, \dots, a_{k,l_k} \quad (6)$$

式中 $a_{k,s}$ 为属性 k 的第 s 个值。此外，属性 k 唯一。

2.2.1 电价等级效用

首先，预测用户在不同季节的峰谷用电量，并计算月平均用电量；然后，根据当前用电计划的价格等级和预测用电量估算用户的用电费用，具体计算公式如下：

$$R_{ij} = \sum_{t=1}^T (q_{it} \times P_{jt}) + P_{cj}, \quad i=1, 2, \dots, I, \quad j=1, 2, \dots, J \quad (7)$$

式中：如果第 i 个目标用户选择第 j 个电价套餐，则 R_{ij} 为第 i 个目标用户的消费成本； q_{it} 为第 t 个时间段内第 i 个目标用户的电量估计； P_{jt} 和 P_{cj} 分别为第 t 个时段第 j 个价格套餐对应的电能与容量价格； I 为用户总数； J 为零售电价套餐全部数量； T 为时段数。

此外，针对目标用户 i 而言，在订购某个零售电价套餐前，会针对其基本的用电进行估计，笔者将其用 B_i 表示 ($i=1, 2, \dots, I$)。因此， B_i 和 R_{ij} 之间的差异代表了第 j 个电价套餐的收益。差异越大，用户购买意愿越高。故该过程可描述为如下公式：

$$u_{ij} = B_i - R_{ij}, \quad i=1, 2, \dots, I, \quad j=1, 2, \dots, J \quad (8)$$

式中 u_{ij} 为第 i 个目标用户选择第 j 个电价包的收益。

2.2.2 结构属性效用

结构属性，属于电价套餐对用户效用带来较大影响的重要因素。电价套餐峰谷期会针对用户用电方式构成明显的影响。电力套餐选用存在差异，电力套餐将对用户用电方式产生影响，最终使得负荷曲线产生变化；因此，该过程各时段电量与参考电量的差值反映了电价套餐的适用性。其中，差值越小，用户购买愿意越强烈。该过程可描述为：

$$u'_{ij} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{24} |Q'_t - Q_t|}{\sum_{t=1}^{24} Q_t} \quad (9)$$

式中 u'_{ij} 为用户的零售电价套餐结构属性的效用； Q_t 为电价套餐使用前 t 时的电量； Q'_t 为电价套餐使用后 t 段电量。

2.2.3 综合效用

聚焦电价套餐对用户综合效用的影响，其结果的求解，是基于电价等级、结构属性与用户效用，经过加权平均的方式处理所得，关联的函数如下：

$$U_{ij} = w_1 u_{ij} + w_2 u'_{ij} \quad (10)$$

式中 U_{ij} 为电价套餐在电价等级和结构属性的综合效用，且 w_1 和 w_2 分别为不同属性所占权重。

需注意，权重根据用户浏览电价套餐属性的次数确定。电价套餐包含用户偏好的属性 k 和属性参数 $a_{k,s}$ 。若是在该属性中， $a_{k,s}$ 出现频次很大，则表示 k 有着更为突出的权重。如用户在习惯上，会十分关注高峰期对应的价格等级，这表明价格等级对用户的效用产生较大影响；因此，应该给予价格等级更大的权重参数。在操作中，用户想要购买电价套餐，其查看了 n 个套餐之后，发现属性 k 的 $a_{k,s}$ 参数值有 $f_{i,k,s}$ 次出现，若存在 $\max(f_{i,k,s})$ 接近 n ，偏离 n/l_k ，则这个属性对用户效用的影响会更为明显，此时需针对 k 给予更高权重。若是出现相反状况，则需让 k 权重取值更小；因此，属性的权重公式为：

$$w_{i,k} = \left[\max(f_{i,k,s}) - n/l_k \right] / \sum_{k=1}^m \left[\max(f_{i,k,s}) - n/l_k \right] \quad (11)$$

式中： $w_{i,k}$ 为影响效用对应的权重； $f_{i,k,s}$ 为属性 k 对应的属性值 $a_{k,s}$ 发生频次； n/l_k 为属性值的发生次数均值； m 为电价套餐属性和。

2.3 混合推荐算法

关注混合推荐算法，主张基于协同过滤推荐方式，先一步取得初始的套餐推荐集合，之后借助效用推荐机制，确定最终目标用户推荐表。

混合推荐算法中输入包括：电力用户特征矩阵 F ，零售价格套餐属性值，典型用户 r_j 与目标用户 u_i 。输出为目标用户 u_i 的零售电价套餐推荐集合 R_e 。混合算法具有执行过程如下：

步骤 1 建立用户特征矩阵 F 。

步骤 2 计算特征相似度 $\text{sim}_f(r_j, u_i)$ 和相似度矩阵 M 。

步骤 3 如果 $\text{sim}_f(r_j, u_i) \neq 0$ ，计算相似用户集 N_{u_i} ，并引入多属性效用这一特殊模型，对最初电价套餐对用户效用程度作求解。针对推荐结果进行排序，形成套餐推荐集合 R_e 。

步骤 4 重复上述过程，直至达到结束条件，则退出循环，输出 M 。

3 案例与分析

3.1 数据集和仿真环境

案例分析所用数据集为某电力公司提供的 50 个电力用户负荷数据。负荷数据属性为：用户类

型、电压等级、月负载率、同时负荷率、峰谷比、月用电量等。此外，数据集中零售电价套餐的属性包括套餐类型、容量电价和不同季节的峰谷电价信息等。

仿真软件环境为 Matlab2019A 搭建算法框架。同时，算法运行硬件环境为酷睿 i7 CPU，内存为 128 G ARM 的联想服务器，操作系统为 Windows 10。

3.2 推荐结果分析

数据集中零售电价套餐的推荐对象，在这里界定为工业用户，其相似度设定为 1。关注电压等级，该属性并非是杂乱的，而是有序的，基于电压设定 5 个等级，并完成赋值操作，具体是 1—5。调查与分析用户电压等级，然后进行属性参数分配，基于数值属性，能够计算差异度。此外，月负荷率、峰谷比、月均电量、同期率等参数，也归属于数值属性，可借助差异性函数来求解。基于数据集中用户特征数据，计算用户的差异度，并将差异度转换为相似性。表 1 为协同过滤算法(collaborative filtering, CF)和所提混合推荐方法对目标用户的最优用电套餐推荐统计结果。

表 1 不同方法最优推荐套餐统计结果

算法	最邻近 ID	相似度	效用值	套餐
CF	3	0.931 6	-	6
所提算法	10	0.926 9	6.675	1

由上表可以看出：经 CF 算法推荐，典型用户与目标用户 3 之间的相似度最高，为 0.931 6。对应于典型用户 3 的价格套餐 6 是目标用户的优选套餐。此外，所提方案考虑了电力用户用电特征及电力属

性效用函数，最优推荐效用值为 6.675，相似度仅为 0.926 9，并推荐套餐 1 为首选套餐。进一步，表 2 为不同方案下电力用户用电成本统计结果。初始方案值数据集中电力用户当前采用的未优化的用电方案，此时用电成本为 20.003 1 万元；套餐 6 下用电成本为 19.709 6 万元；套餐 1 下用电成本为 18.833 8 万元。综上，经所提算法推荐方案，电力成本降低 1.47%。

表 2 不同方案电力用户用电成本统计结果

方案	初始方案	套餐 6	套餐 1
成本/万元	20.003 1	19.709 6	18.833 8

3.3 推荐性能分析

为验证所提混合算法性能，选取准确率、覆盖率为指标，分别对 slope one 算法、奇异值分解(singular value decomposition, SVD)算法、基于属性的协同过滤算法(collaborative filtering based on commodity attribute, CF-CA)和所提混合推荐算法在不同用户最近邻 k 值取值结果进行对比。表 3 为不同算法性能统计结果。可以看出：随着用户最近邻 k 值(20, 40, 60, 80, 100)不断增加，不同算法准确率和覆盖率均不断增长。当用户最近邻 k 值增长到一定程度时，准确率和覆盖率增长速率不断减缓。考虑到计算成本与准确率要求，笔者建议用户最近邻 k 值取 80，此时所提混合推荐算法准确率和覆盖率分别为 99.79%和 80.58%。与 slope one、SVD 和 CF-CA 算法相比，准确率分别提升 1.47%、23.21%和 1.78%。实验结果进一步验证了所提方法可以提高零售电价套餐推荐的准确性。

表 3 不同算法性能统计结果

算法	准确率					覆盖率				
	20	40	60	80	100	20	40	60	80	100
slope one	0.734 3	0.823 5	0.921 9	0.983 2	0.988 5	0.398 7	0.485 2	0.554 4	0.605 4	0.715 8
SVD	0.423 1	0.514 3	0.675 8	0.765 8	0.873 9	0.265 5	0.355 1	0.415 7	0.594 7	0.632 9
CF-CA	0.687 5	0.824 7	0.908 8	0.980 1	0.986 4	0.485 2	0.536 7	0.653 2	0.784 3	0.796 5
所提算法	0.814 4	0.915 2	0.953 3	0.997 9	0.998 3	0.518 9	0.628 7	0.791 4	0.805 8	0.812 2

4 结论

笔者基于区块链和纳什协商模型对电力交易策略进行分析，提出了一种分布式 P2P 电力交易模型。首先，基于纳什协商解(nash bargaining solution, NBS)执行 P2P 交易，从而使市场参与者能够获得 Pareto 最优收益。进一步，基于分布式 P2P 平台通过先进的信息和通信技术(如蜂窝通信)与所有市场参与者进行通信；同时，可进行监督交易，为所有参与者提供清算服务，并更新分布式 P2P 交易过程

中的相关变量，以确保电力市场的有序稳定运行。该模型为智能电网电力交易提供了一定借鉴。

参考文献：

[1] 王瑾. 基于 Web 网络技术的皮革企业集成化信息管理系统设计[J]. 中国皮革, 2021, 50(6): 32-35.
 [2] 杨嘉乐, 刘洋, 闫聪, 等. 基于物联网的危化品运输监控预警系统研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2020, 42(3): 209-214.