基于用电行为聚类的电力用户精准服务智能推荐方法

郭恒玮[1],孔亚菲[1],崔承良[2]

(1.国网山东省电力公司泰安供电公司,山东 泰安 271000;
2.国网山东省电力公司肥城市供电公司,山东 泰安 271600)

摘　要:现有电力用户行为分析方法难以有效筛选出具有较强区分能力的用户行为特征,在一定程度上影响了服务推荐精准度。文章首先基于用电行为动态聚类筛选用户核心属性,提升用户行为特征的区分能力;其次结合用户属性与服务特征关联关系,对服务特征进行聚类划分,以挖掘不同用户群体的服务需求;最后融合聚类分析与注意力机制建立动态推荐模型,实现用户与服务特征的精准匹配。实验结果表明,在6个供电区域高压用户集综合评估中,该方法平均得分达到8.0,高于其他4种对比方法;经过200次独立重复实验验证,*MAPE*平均值为8.3%,R^2平均值为0.88。

关键词:用电行为聚类;电力用户;服务特征簇;注意力机制;智能推荐

中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A

Intelligent recommendation method for precise power user service based on electricity consumption behavior clustering

GUO Hengwei[1], KONG Yafei[1], CUI Chengliang[2]

(1.Tai'an Power Supply Company, State Grid Shandong Electric Power Company, Tai'an, Shandong 271000, China;
2.Feicheng Power Supply Company, State Grid Shandong Electric Power Company, Tai'an, Shandong 271600, China)

Abstract: Existing power user behavior analysis methods have difficulty in effectively selecting user behavior features with strong discrimination capabilities, which affects the accuracy of service recommendations to some extent. This paper first applies dynamic clustering of electricity consumption behavior to select core user attributes and improve the discrimination capability of user behavior features. Then, it analyzes the association between user attributes and service features, and performs clustering of service features to identify the service demands of different user groups. Finally, a dynamic recommendation model is established by integrating clustering analysis with an attention mechanism to achieve accurate matching between users and service features. Experimental results show that, in the comprehensive evaluation of high-voltage user datasets from six power supply regions, the proposed method achieves an average score of 8.0, which is higher than those of the other four comparison methods. After 200 independent repeated experiments, the average *MAPE* value is 8.3% and the average R^2 value is 0.88.

Key words: electricity consumption behavior clustering, power user, service feature clusters, attention mechanism, intelligent recommendation

1　引言

电力用户用电行为具有明显的时序变化和个体差异特征。对用户行为进行准确分析并挖掘潜在服务需求,是实现精准服务推荐的重要基础。现有电力用户服务推荐方法多依赖历史用电量统计数据或协同过滤算法,主要关注用户与服务之间的交互关系,难以充分挖掘用电行为特征在时间变化、用户群体差异及服务需求之间的关联规律,导致用户需求刻画不够准确,影响了服务推荐效果。

文献[1]提出一种基于层次超图注意力神经网络的服务推荐算法,通过构建多层次超图捕捉用户与服务之间的复杂交互关系,但该方法采用固定层次结构进行特征传播,难以适应不同区域用户用电模式的动态变化。文献[2]融合图注意力网络与注意力因子分解机,通过多头自注意力机制增强用户与服务特征之间的交互表示,但该方法对用户行为时序变化规律考虑不足,在动态需求场景下的推荐能力仍有提升空间。文献[3]基于超图卷积神经网络构建多行为感知服务推荐模型,引入多行为交互信息提高推荐效果,但超图池化过程可能造

成部分细粒度行为特征丢失，降低了个性化需求识别能力。文献[4]基于联邦学习框架开展制造服务个性化推荐研究，通过分布式训练实现数据隐私保护，但该方法主要关注多源数据协同训练，对用户行为空间分布特征和个体差异性的建模仍不充分。针对现有方法在用户行为特征挖掘和服务需求匹配方面存在的不足，本文设计了一种基于用电行为聚类的电力用户精准服务智能推荐方法。

2　基于用电行为聚类筛选电力用户属性特征

为提高用户行为特征的区分能力，基于用电行为动态聚类构建特征筛选方法，建立用户行为时序特征体系，从而分析不同用户群体之间的行为差异。具体特征如表1所列。

表1　用户行为时序特征体系

时间维度	用电强度	波动特征	周期模式	异常行为
日周期	高峰负荷值	峰谷差率	固定时段重复	突增/突降
周周期	周均用电量	周内波动系数	工作日模式	周末低谷
月周期	月最大需量	月内离散度	季节性迁移	节假日效应
年周期	年用电总量	年度稳定性	气候敏感性	长期增长趋势
实时状态	瞬时功率	短时波动率	需求响应潜力	停电事件记录

利用滑动窗口将用户用电曲线划分为多个时序片段，通过DTW算法计算片段间相似度，构建加权用户关系图$G=(V,E,W)$，其中V表示用户节点集合，E表示用户间关联边集合，W表示边权重集合。基于用户关系图，采用改进Louvain算法进行聚类，并定义模块度增益函数：

$$\Delta Q=\frac{1}{2m}\sum_{G}\left[\boldsymbol{A}_{G}-\frac{k_{G}}{2m}\right]\delta(C_{G}) \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{A}_{G}$为邻接矩阵；k_{G}为第G个社区的节点度；$\delta(C_{G})$为社区标签；m为总边权的一半。完成用户群体划分后，进一步计算不同特征在用户簇之间的判别能力：

$$F(x)=\frac{\sum_{G}\Delta Q\left(\mu_{Q}-\mu\right)^{2}}{\sum_{G}\Delta Q\cdot\sigma_{Q}^{2}} \tag{2}$$

式中，μ_{Q}为聚类均值；μ为全局均值；σ_{Q}为聚类方差。根据特征判别比结果，选择高于设定阈值的特征作为核心属性，以提高用户行为特征的区分能力，为后续服务特征分析和推荐模型构建提供输入。

3　聚类电力用户服务特征数据

由于用户属性与服务特征之间存在一定关联关系，不同用户群体在服务需求方面具有明显差异。基于多维属性融合构建服务特征聚类方法，通过用户-服务交互关系分析服务特征之间的相似性，实现服务需求分类。

设电力用户集合为$V=[v_1,v_2,\cdots,v_m]$，服务特征集合为$S=[s_1,s_2,\cdots,s_n]$，根据用户与服务之间的历史交互关系，构建用户-服务交互矩阵$\boldsymbol{H}$。为量化不同用户属性对服务选择的影响，引入属性权重向量$\boldsymbol{w}=[w_1,w_2,\cdots,w_k]$，其中$k$表示用户属性数量。基于属性权重构建加权交互矩阵：

$$\boldsymbol{H}'=\boldsymbol{H}\cdot\mathrm{diag}(\boldsymbol{w}_{k}) \tag{3}$$

式中，$\mathrm{diag}(\boldsymbol{w}_{k})$表示由属性权重构成的对角矩阵，通过属性加权增强关键用户属性对服务选择关系的影响。

采用互信息理论分析不同服务特征之间的关联关系，定义服务特征关联函数：

$$f\left(s_i,s_j\right)=\sum_{v_m}\varphi\left(s_i,s_j|v_m\right)\log\frac{\varphi\left(s_i,s_j|v_m\right)}{\boldsymbol{H}'} \tag{4}$$

式中，$\varphi\left(s_i,s_j|v_m\right)$为用户$v_m$选择特征$s_i$和$s_j$的概率。为减弱冗余服务特征对聚类结果的影响，进一步引入条件熵$T\left(s_i|s_j\right)$优化度量：

$$f'\left(s_i,s_j\right)=f\left(s_i,s_j\right)-\alpha\cdot T\left(s_i|s_j\right) \tag{5}$$

式中，α为调节参数。将服务特征视为无向图节点，根据优化后的关联度构建服务特征相似度矩阵$\boldsymbol{W}=[w_{ij}]_{n\times n}$，其中$w_{ij}=f'\left(s_i,s_j\right)$。基于相似度矩阵进行聚类迭代，更新服务特征转移概率矩阵：

$$\boldsymbol{Z}^{t+1}=\exp\boldsymbol{Z}^{t}\cdot\sum_{S}\boldsymbol{Z}_{ij}^{t}\cdot w_{ij} \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{Z}^{t}$和$\boldsymbol{Z}^{t+1}$分别表示第t次与$t+1$次迭代更新的转移概率矩阵；$\boldsymbol{Z}_{ij}^{t}$为特征s_i和s_j第t次迭代更新的转移概率矩阵。

当转移概率矩阵达到收敛条件后，根据矩阵结构进行连通分量分析，将服务特征划分为多个簇，每个簇对应一种服务需求模式，为后续推荐模型提供服务特征表示。

4　实现电力用户精准服务智能推荐

在推荐阶段，利用前述用户行为聚类和服务特征聚类结果，结合注意力机制构建动态推荐模型。根据用户簇与服务特征之间的历史交互关系生成簇级服务偏好矩阵，并通过注意力机制实现用户需求与服务特征之间的动态匹配。

模型引入多头注意力机制，并行计算不同子空间中的特征交互关系，以动态获取用户与服务特征之间的关联权重。对于第m个用户和第n个服务特征，其注意力权重计算过程如下：

$$\varepsilon_{mn}=\frac{(\boldsymbol{X}_{m}\cdot\boldsymbol{Z}^{t+1})(\boldsymbol{Y}_{n}\cdot\boldsymbol{Z}^{t+1})}{\sqrt{d\cdot R}} \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{X}_{m}$和$\boldsymbol{Y}_{n}$分别为用户与服务特征的查询向量与键

向量；d 为注意力头维度。最终推荐分数由加权聚合生成：

$$\boldsymbol{E}_i=\sum_{i=1}^{n}\varepsilon_{mn}\boldsymbol{O}_n \tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{O}_n$ 为服务特征的值向量。

对于高耗能工业用户群体，可根据其用电特征推荐节能设备采购方案和电力交易策略；对于居民用户群体，可结合用电习惯推荐分时电价套餐和智能家居节能方案，实现不同用户群体的差异化服务匹配。

5 实验测试分析

5.1 实验环境

为验证本文方法在电力用户精准服务推荐中的有效性，开展用电行为聚类与服务推荐实验。实验基于 Windows 11 操作系统，采用数据挖掘与机器学习相关工具完成模型训练和测试。实验硬件环境包括 Intel Core i9-12900K 处理器、双 NVIDIA RTX 3090 GPU 以及 32 GB 内存，具体环境结构如图 1 所示。

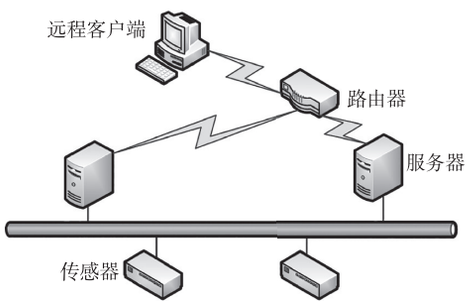


图 1 实验环境结构

实验参数设置如下：聚类阶段的批次大小设为 32，最大迭代次数设为 100 次；推荐阶段根据用户行为特征维度和服务类别数量确定模型输入与输出结构，以保证推荐模型与实际服务需求相匹配。

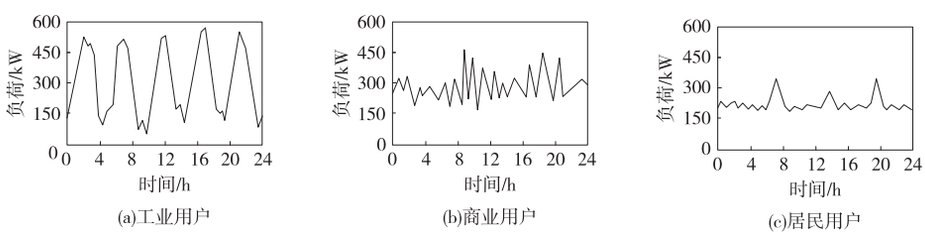
5.2 实验准备

选取高压用户群体作为研究对象，从不同经济发展水平和产业结构区域选择 6 个供电区域开展测试，样本用户合计 22 500 户。数据集包含用户连续 12 个月的用电信息，主要包括用电量、负荷波动等行为特征，具体数据特征如表 2 所列。

表 2 数据集具体数据特征

编号	地区经济发展水平	主要产业结构	用户规模/户	平均月用电量/（万 kW·h）	负荷波动系数
1	发达地区	高新技术产业、服务业	5 000	1 200	2.5
2	较发达地区	制造业、物流业	4 000	950	2.2
3	中等发展地区	农业、轻工业	3 000	700	2.0
4	发展中地区	资源开采业、基础加工业	2 500	600	2.8
5	欠发达地区	农业为主，少量手工业	2 000	450	1.8
6	特殊经济区	出口导向型制造业、数据中心	6 000	1 500	3.0

随机选取部分用户的用电数据绘制折线图，用于展示不同类型用户的用电行为特征。如图 2 所示，不同用户群体具有明显差异化的用电规律：工业用户负荷变化与生产周期具有较强关联性；商业用户用电高峰主要集中于营业时段；居民用户则表现出较明显的早晚峰谷特征。



(a)工业用户 (b)商业用户 (c)居民用户

图 2 部分用户的用电数据

5.3 实验结果分析

选取文献[1]方法、文献[2]方法、文献[3]方法与文献[4]方法与本文方法，对 6 个供电区域高压用户集进行综合评估。评分范围为 1~10 分，分值越高表示推荐效果越好。如图 3 所示，4 种对比方法的平均得分依次为 6.67，6.93，6.42 和 7.17，本文方法平均得分达到 8.0。在用户集 6 中，本文方法评分达到 9.0，高于其他方法的最高评分（8.5），表明本文方法在不同用户群体服务需求识别方面具有较好的适应能力。

进一步选取 *MAPE* 和 R^2 作为评价指标，开展 200 次独立重复实验，结果如图 4 所示。其中，文献[1]方法、文献[2]方法、文献[3]方法与文献[4]方法的 *MAPE* 平均值分别为 12.5%，11.8%，13.2% 和 10.9%，本文方法为 8.3%；4 种对比方法的 R^2 平均值分别为 0.72，0.75，0.74 和 0.78，本文方法达到 0.88。实验结果表明，本文方法利用用户行为聚类和注意力机制增强了用户特征与服务特征之间的关联表示，降低了推荐误差，提高了服务推荐准确性。

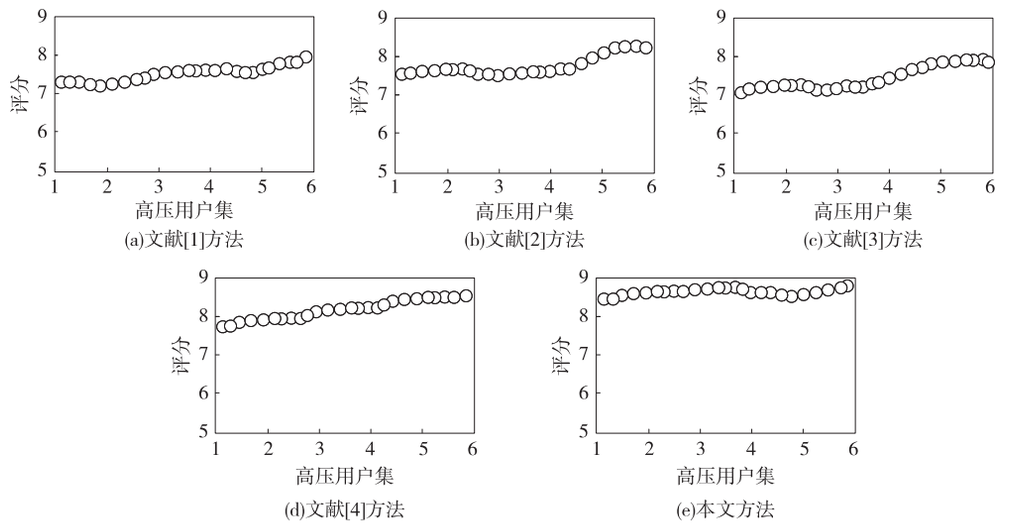


图3　供电区域高压用户集评分结果

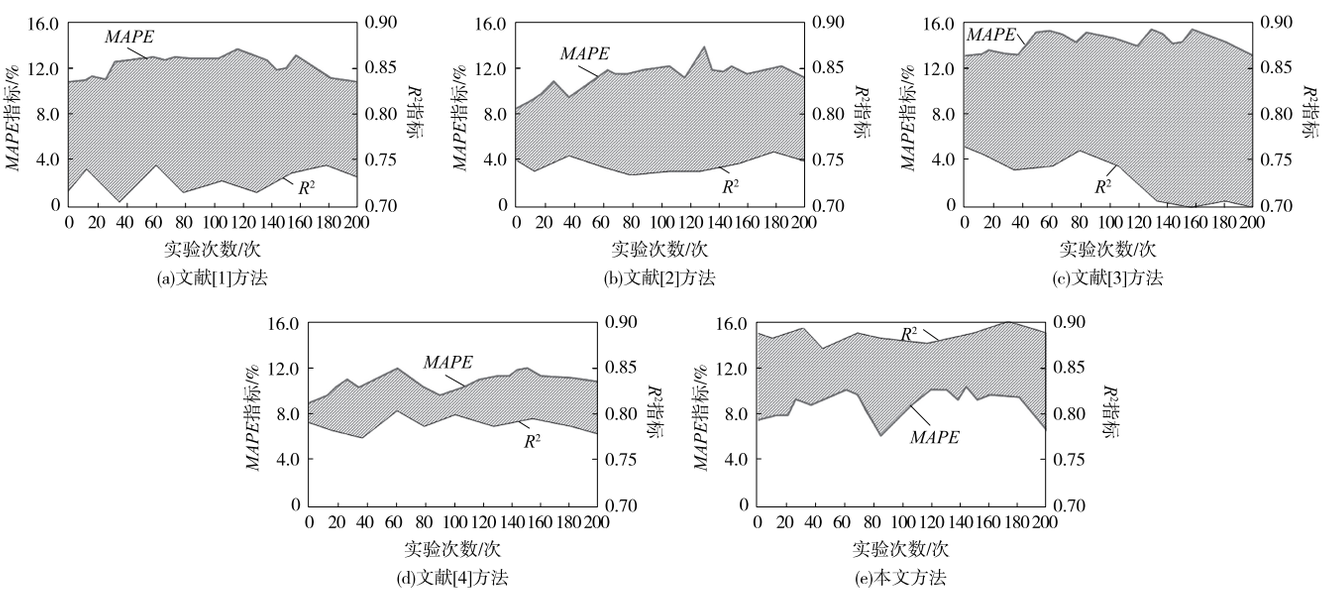


图4　不同方法的*MAPE*，R^2指标对比结果

6　结束语

本文设计了一种基于用电行为聚类的电力用户精准服务智能推荐方法，通过用户用电行为聚类筛选核心属性，结合服务特征聚类挖掘用户群体需求，并利用注意力机制实现用户与服务特征之间的动态匹配。实验结果表明，该方法能够有效挖掘用户行为特征与服务需求之间的关联关系，提高电力用户服务推荐效果。后续将进一步融合更多类型的用户行为数据和实时运行信息，提升模型对复杂用电场景和动态需求变化的适应能力。

参考文献：

[1] 杨东昇，王桂玲，郑鑫.一种基于层次超图注意力神经网络的服务推荐算法[J].计算机科学，2024，51(11)：103-111.

[2] 黄德玲，童夏龙，杨皓栋.融合图注意力网络和注意力因子分解机的服务推荐方法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版)，2024，36(2)：357-366.

[3] 陆佳炜，李端倪，王策策，等.基于超图卷积神经网络的多行为感知服务推荐方法[J].浙江大学学报(工学版)，2023，57(10)：1977-1986.

[4] 王磊，金校，唐红涛，等.基于联邦学习框架的制造服务个性化推荐方法研究[J].机械工程学报，2023，59(12)：149-161.

作者简介：

郭恒玮(1993—)，本科，工程师，研究方向：供电营销。