

一种基于协同过滤的电动汽车充电推荐方法

卜凡鹏¹, 田世明¹, 高晶晶², 齐林海²

1. 中国电力科学研究院, 北京 100192
2. 华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206

摘要 基于大量的充电行为数据, 建立电动汽车用户的充电兴趣模型, 将用户感兴趣但未发现的最佳充电选择推荐给用户, 实现充电行为有序引导是一个重要问题。本文针对电动汽车充电提出一种基于协同过滤算法的推荐模型, 得出最佳推荐模型参数指标, 充电 10 次以下的新用户采用基于用户的协同过滤算法, 充电 10 次以上的老用户采用基于物品的协同过滤算法; 基于用户的协同过滤算法的最佳邻居数和推荐列表长度均为 3; 基于物品的协同过滤算法的最佳推荐列表长度为 4。指出负荷聚合商可以结合参与需求响应计划的情况, 对推荐列表进行再优化, 将与需求响应冲突的推荐信息过滤掉, 从而实现有序充电控制。

关键词 有序充电; 电动汽车; 协同过滤; 智能推荐

电动汽车大规模应用给电网负荷带来巨大增长, 高峰期充电将形成负荷峰值叠加, 影响电网稳定运行, 同时电动汽车充电的不确定性, 加大了电网的运行控制难度^[1]。但海量的充电数据中蕴含着行为规律, 利用数据挖掘算法可以建立用户的充电兴趣模型, 结合电网调度计划信息, 利用价格激励政策, 引导用户避开负荷高峰充电, 实现有序充电。

针对电动汽车有序充电控制研究主要表现为 3 个方面: 电动汽车充电负荷建模与仿真计算, 电动汽车接入对电力系统的影响和电动汽车的充放电控制与利用^[2]。研究表明: 电动汽车的加速推广为负荷调度的实施创造了有利条件^[3], 有序充电是实现电动汽车负荷调度的前提; 依据集中式充、换电站的负荷特征以及分散电动汽车的行驶规律和充电习惯, 建立充电负荷模型, 实现有序充电, 可以保证电网的安全稳定运行^[4-6]。电动汽车充电的流动性、随机性等特点使其对电网影响产生不确定性, 充电需求的灵活性又可将其视为可控负荷和移动式储能单元为电网提供支持^[7]; 通过调控电动汽车的充放电功率, 可以实现削峰填谷、参与调频和提供备用等多种目标^[8], 基于先进的通信和信息技术, 采用电动汽车与电网交互 (vehicle-to-grid, V2G) 方式, 电动汽车有序充电对电力需求响应管理及新能源的消纳具有重要意义^[9-11]。

大能源思维将电力视为能源生产与消费全流程中的枢

纽环节; 大数据思维将各种数据资源从简单的处理对象转变为生产的基础要素。两种思维方式的融合, 使电力大数据成为大能源系统广泛互联、开放互动及高度智能的支撑^[12]。电动汽车是这两种思维方式的典型融合点。文献[13]-[16]分析论述了依据电动汽车的行驶、充电数据及空间分布特征信息, 构建分析模型, 实现充电负荷趋势预测、对电网的影响及共经济性分析等。

本文基于电动汽车充电数据, 分析用户的行为习惯, 开发用户感兴趣的充电模式, 结合电网的运行调度需求, 采用协同过滤算法, 构建智能推荐模型, 向充电用户提供既能满足用户充电需求, 又能保证电网调度计划的推荐列表, 从而实现电动汽车充电的有序控制。

1 电动汽车有序充电的智能推荐应用分析

1.1 智能推荐

随着网络应用的普及, 信息过载越来越严重。便捷地获取信息、准确地推送信息变得更加困难。推荐系统通过建立用户与信息之间的关联模型, 帮助用户快捷发现需要的信息, 同时将信息推荐给用户^[17]。

推荐系统与搜索引擎都是解决信息过载的技术手段。搜索引擎依赖用户高度参与, 需要输入详细、准确的关键词,

收稿日期: 2017-09-01; 修回日期: 2017-10-15

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863 计划) 项目 (2015AA050203); 国家电网公司科技项目 (52094017002U)

作者简介: 卜凡鹏, 工程师, 研究方向为智能用电大数据, 电子邮箱: bufanpeng@epri.sgcc.com.cn; 田世明 (通信作者), 教授级高工, 研究方向为能源互联网、大数据等, 电子邮箱: laotian@epri.sgcc.com.cn

引用格式: 卜凡鹏, 田世明, 高晶晶, 等. 一种基于协同过滤的电动汽车充电推荐方法[J]. 科技导报, 2017, 35(21): 61-67; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2017.21.007

才能获得目标信息。推荐系统不需要用户提供明确的需求,而是通过分析用户的历史行为对用户兴趣进行建模,并主动向推荐可能满足其兴趣和需求的信息^[18]。

到2020年中国各类电动汽车的保有量将超过500万辆,其中电动公务用车和私人乘用车将超过430万辆^[19]。由于续航能力的限制,充电成为经常性的行为,将积累海量的充电数据,为用户充电行为分析提供数据基础。随着能源互联网的快速发展,分布式能源的广泛接入,电源主体将极大丰富。新能源间歇性、波动性的特征,使得电网调度管理信息更加丰富。动态调度管理及峰谷电价等激励政策,使得充电行为的推荐引导具有广阔的应用空间。

1.2 电动汽车充电运营模式

目前,电动汽车充电主要通过私人充电桩和运营商充电桩两个途径实现。由于各种因素的制约,私人充电桩普及受到一定限制。本文主要结合运营商充电桩模式进行智能推荐分析。充电桩运营商可以看作负荷聚合商(load aggregator, LA),它在电网和电动汽车用户之间扮演“中间人”的角色。电动汽车用户注册到运营商充电桩平台系统,运营商代表电动汽车集群参与电网公司的需求响应计划,而电网调度机构根据对负荷聚合商的需求响应潜力评估,制定需求响应计划。负荷聚合商根据注册的电动汽车充电行为的历史数据,通过推荐模型计算相应的推荐列表,并结合需求响应有序引导电动汽车的充电行为。负荷聚合商采用分层管理机制实现对庞大电动汽车集群的管理。电动汽车分层聚合管理如图1所示。

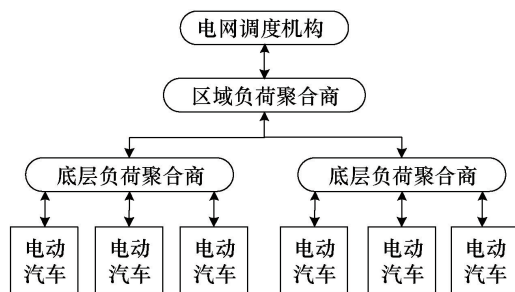


图1 电动汽车分层聚合管理

Fig. 1 Hierarchical polymerization management of electric vehicles

1.3 有序充电智能推荐特性分析

1) 电动汽车充电特点。电动汽车充电智能推荐模型,不同于在线购物、电影音乐等推荐系统的特殊性,没有用户的分类和直接评分数据,只能根据用户历史的基本注册信息及充电记录进行分析。因此在设计推荐模型时,根据电动汽车充电特点,进行用户偏好度分析及建模。第一,电动汽车充电是一个购电过程;第二,充电数据具有大数据特征;第三,电网公司调度信息,数据量大,实时变化,专业性强,用户很难直接获取;第四,由于采用峰谷电价和新能源激励电价

等政策,提供不同价格的电力商品,形成了推荐空间;第五,充电行为具有一定的习惯性。

2) 有序充电智能推荐目标。智能推荐的目标是实现电动汽车用户、电网公司和充电桩运营商多赢。第一,帮助用户找到想要的商品。电动汽车充电具有明显的长尾分布特征。大部分用户习惯晚间利用谷底电价充电,但是由于充电桩数量的限制以及激励电价可能分布在日间,推荐系统的作用就是根据用户的行为习惯,将用户引导到他们并不知道的日间低电价时间充电。第二,实现信息资源的增值。海量充电数据蕴藏用户的充电行为习惯,通过数据挖掘可以提取用户的兴趣模型,结合电网公司调度信息,通过推荐系统引导充电,实现电网公司和充电用户的利益最大化。第三,为用户提供定制服务。用户充电越多,推荐越准确,系统对用户的分析刻画就越精确,进而为用户提供更多的个性化服务。

2 推荐算法与应用模式选择

2.1 协同过滤算法

推荐系统的核心是推荐算法。基于用户行为分析的推荐算法是个性化推荐系统的重要算法。通过算法自动挖掘用户行为数据,从用户的行为中推测出用户的兴趣,从而向用户推荐符合其兴趣的物品。基于用户行为数据设计的推荐算法称为协同过滤算法(collaborative filtering)。协同过滤的核心问题是相似度的计算,它用于衡量对象之间的相似程度。根据对象的不同,协同过滤算法分为基于用户(User-based)的和基于物品(Item-based)的协同过滤推荐算法。

基于用户的协同过滤算法(User-based CF)的基本思想为:通过计算用户对物品评分之间的相似性,搜索目标用户的最近邻居,找到与目标用户兴趣相似的用户集合,将这个集合中的用户喜欢且目标用户没有发现的物品推荐给目标用户。算法的核心为有相同偏好的用户往往也会对同样的物品感兴趣。基于物品的协同过滤算法的实现过程可分为两步:计算物品之间的相似度;根据物品的相似度和用户的历史行为给用户生成推荐列表。

通过协同过滤算法可以将海量数据中目标用户不感兴趣的数据过滤掉,同时,利用不同用户和物品对象之间相似度的协同计算,将目标用户可能感兴趣、但是又没有关注的物品推荐出来。

2.2 有序充电智能推荐的应用模式

对于电动汽车老用户而言,偏好度比较固定,选择相对固定的充电桩充电。由于行为习惯比较清晰,所以推荐准确性较高,增加用户对系统的信任度,通常选择基于物品的协同过滤算法。

对于新用户而言,他们的偏好度比较粗粒度,还没有形成自己的充电习惯,很少只选择某一个地点的充电桩进行充电,需要经常维护物品之间的相似度,因此选择使用基于用户的协同过滤算法,给用户推荐和他有相似充电记录用户选

择的充电桩,不仅可以保证推荐的个性化,还可以向目标用户推荐他之前未使用过的设备,增大用户的使用范围。电动汽车智能推荐模型的应用模式如图2所示。

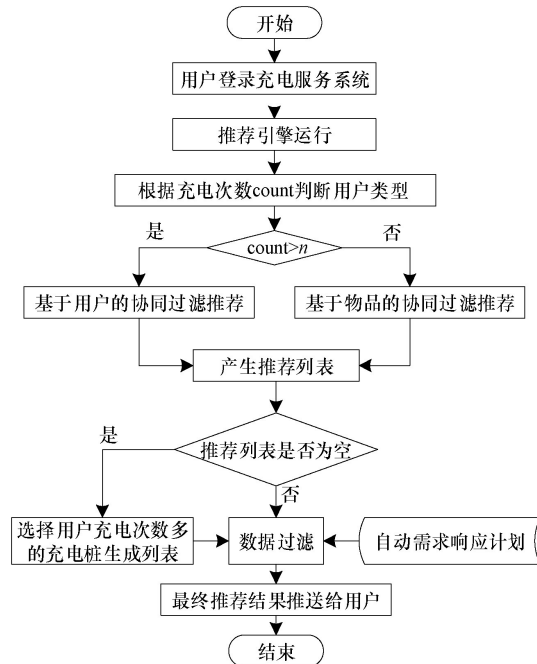


图2 电动汽车智能推荐模型的应用模式

Fig. 2 Application model of Intelligent Recommendation Model for electric vehicle

3 智能推荐模型设计

3.1 相似度计算

余弦相似度(Cosine 相似度)使用向量空间中两个向量夹角的余弦值作为衡量两个个体间差异的大小,它更注重2个向量在方向上的差异,而非距离或长度的不同。更多用于对物品内容评分来区分用户偏好的相似度和差异。对于电动汽车充电智能推荐模型而言,用户通过使用次数间接评价充电桩,使用次数越多,评分则越高;而用户之间的差异主要通过选择不同的充电桩体现,是方向的差异,与距离和长度无关。因此,本文电动汽车充电智能推荐模型相似度计算选择余弦相似度。

电动汽车充电智能推荐模型需要综合考虑到用户的长期行为和近期行为,计算用户历史行为数据,实时更新用户推荐列表。对于给定时间 T 、物品 i 的流行度 $n_i(T)$ 定义为

$$n_i(T) = \sum_{(u,i,t) \in \text{Train}, t < T} \frac{1}{1 + \alpha(T-t)} \quad (1)$$

式中, α 为时间衰减参数,在不同的系统中取值不同,三元组 (u,i,t) 代表了用户 u 在时刻 t 对第 i 号物品产生过行为。如果用户偏好变化很快,那么 α 的取值应该较大;如果用户的偏好比较稳定,则 α 的取值较小。

根据式(1),在基于用户的协同过滤推荐模型中,新用户还没有形成自己的行为习惯,偏好度变化很快, α 取值1;在基

于物品的协同过滤算法中,老用户偏好比较固定, α 取值为0。

余弦相似度加入时间因素的计算公式如式(2)所示,将余弦相似度公式的分子对于用户 u 和 v 共同感兴趣的第 i 号充电桩加入了一个时间衰减因子 α 。当用户 u 和用户 v 选择第 i 号充电桩进行充电的历史时间点比较接近,则他们之间的相似度越大;如果他们对同一充电桩的历史行为的时间点相距越远,则他们之间的相似度就越小。

$$\omega_{uv} = \frac{\sum_{i \in N(u) \cap N(v)} \frac{1}{1 + \alpha|t_{ui} - t_{vi}|}}{\sqrt{|N(u)| |N(v)|}} \quad (2)$$

式中, u, v 表示用户; i 表示充电桩; α 表示时间衰减因子; t_{ui}, t_{vi} 表示用户 u 和用户 v 选择第 i 号充电桩充电的时间, $N(u), N(v)$ 表示用户 u 和用户 v 选择充电的充电桩集合。

3.2 特征量提取

在电动汽车充电智能推荐模型中,用户特征向量的权重分配策略主要是用户的充电次数。通过对交易记录数据的处理,统计用户对不同充电桩的使用次数,作为特征向量,提供给推荐模型。提取的特征向量形式如表1所示,值为用户对某一充电桩的偏好度。

表1 特征向量形式

Table 1 Form of characteristic vector

用户	第1号充电桩	第2号充电桩	第3号充电桩
用户1	3	0	1
用户2	1	2	3
用户3	2	4	0

3.3 智能推荐模型设计

构建推荐模型分为如下步骤:从关系数据库用户充电历史交易数据中,提取特征向量,经过推荐模型计算,生成对应的推荐列表,根据需求响应计划进行过滤生成最终的推荐结果发送给用户。首先,根据充电次数的不同,将用户分为新用户和老用户。对于老用户,偏好度比较固定,选择基于物品的协同过滤算法;对于新用户,还没有形成固定的充电习惯,选择不同的充电桩充电,需要经常维护物品之间的相似度,选择基于用户的协同过滤算法。推荐模型整体流程如图3所示。

3.3.1 基于用户的协同过滤推荐模型

基于用户的协同过滤算法主要是根据邻居用户的偏好度向目标用户推荐可用的充电桩。如图4(a)所示,以用户A为目标用户,用户A和用户C都经常在第3号充电桩充电,其相似度很高,可以认为用户C是用户A的邻居用户,因此可以根据用户C的偏好度推断用户A的兴趣,可以将用户C经常用的,而A用户没有用过的第4号充电桩推荐给用户A。

图4(b)为基于用户的协同过滤推荐模型的处理流程,首先根据加入时间因素的余弦相似度计算式(2),计算出目标用户与所有用户的相似度,并根据 K 最近邻(K -nearest neighbor, KNN)分类算法,找到 K 个邻居;其次,根据邻居的相似度

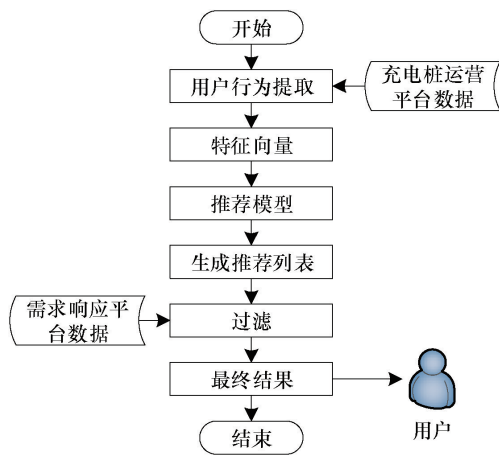
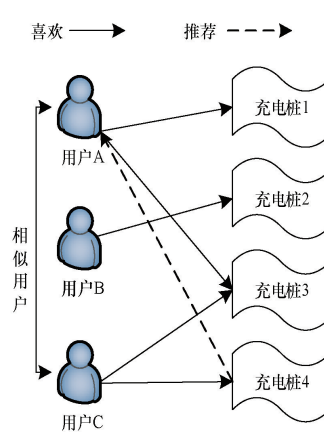
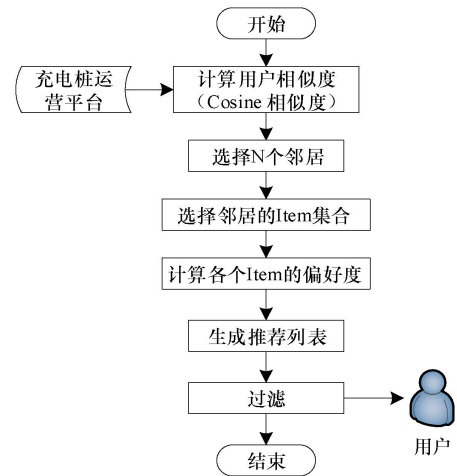


图3 推荐模型整体流程

Fig. 3 Whole process of recommendation mode



(a) 邻居用户推荐逻辑



(b) 基于用户的协同过滤推荐模型处理流程

图4 基于用户的协同过滤推荐模型

Fig. 4 User-based recommendation model

权重以及他们对充电桩的使用次数,计算各个充电桩的推荐值;最后,数据过滤后得到一个充电桩列表作为推荐结果推送给目标用户。

根据充电桩平台的数据,计算用户1与用户2~8的余弦相似度,如表2所示。

表2 目标用户1与各用户的相似度

Table 2 Similarity between target user 1 and each user

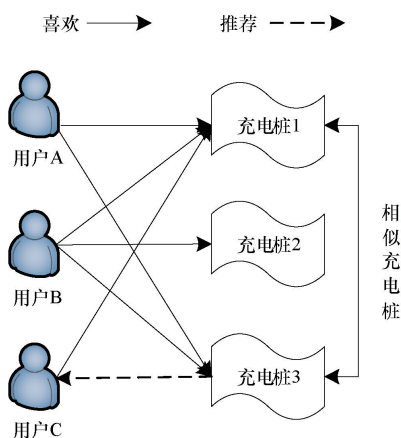
用户	Cosine 相似度值
用户2	0.71023
用户3	0.23162
用户4	0.69094
用户5	0.67461
用户6	0.75310
用户7	0.14965
用户8	0.21802

Cosine 相似度值越大,越接近1,代表用户越相似,当邻居数量取3时,根据相似度大小,分别取用户2、用户4、用户6作为用户1的邻居用户。

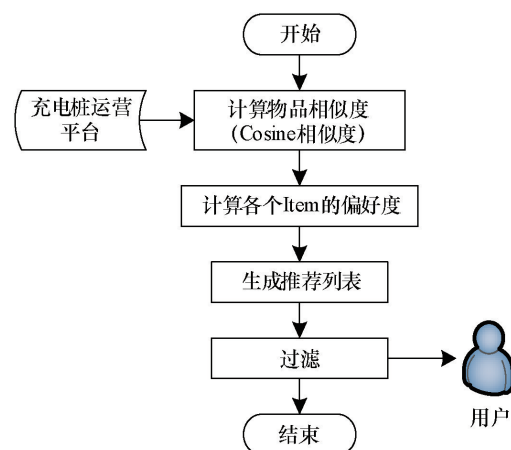
3.3.2 基于物品的协同过滤推荐模型

基于物品的协同过滤算法主要是向目标用户推荐与他历史记录相似的充电桩。如图5(a)所示,在1号充电桩充过电的用户也都使用过3号充电桩,即可认为1号充电桩和3号充电桩相似,而用户C也曾使用过1号充电桩,则可以推断出用户C可能会对3号充电桩感兴趣,因此将3号充电桩推荐给用户C。

图5(b)为基于物品的协同过滤推荐模型的处理流程。主要分为3步:根据余弦相似度计算公式,计算出所有充电桩的相似度;根据充电桩相似度和用户的历史充电记录计算各个充电桩的推荐值;数据过滤后得到最终充电桩列表作为推荐结果推送给用户。



(a) 基于物品的推荐逻辑



(b) 基于物品的协同过滤推荐模型处理流程

图5 基于物品的协同过滤推荐模型

Fig. 5 Item-based recommendation model

4 推荐模型测评

采用开源项目 Mahout 框架提供的评价器 Recommender Evaluator 对推荐算法进行测评。选取充电桩运营平台中 31 个充电桩上的 58 个用户充电交易记录作为测评数据,其中,选取 70% 作为训练数据,30% 作为测试数据。测评指标包括新老用户分类值、基于用户的协同过滤算法的邻居数、推荐列表长度等。测评的思路是:通过比较训练集推荐结果和测试集推荐结果,将它们之间的差作为评价推荐模型质量的评估值,值越小,算法的推荐效果越好。

4.1 新老用户分类值

根据用户积累的充电次数进行新老用户的区分。新用户使用基于用户的协同过滤算法,老用户使用基于物品的协同过滤算法,根据测评结果确定用户积累多少次充电交易后,就可以作为老用户。通过训练数据和测试数据测评后,评估结果如图 6 所示。

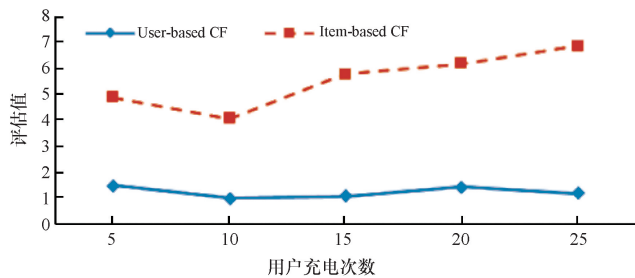


图 6 新老用户分类两种推荐模型的评估值

Fig. 6 Evaluation of two recommended models for new and old user classification

根据测评结果,当用户充电次数为 10 次时,User-based CF 的评估值为 1,Item-based CF 的评估值为 4.1337,此时,推荐模型的结果最准确。因此,可以充电次数 10 次作为判断新老用户的分类值。

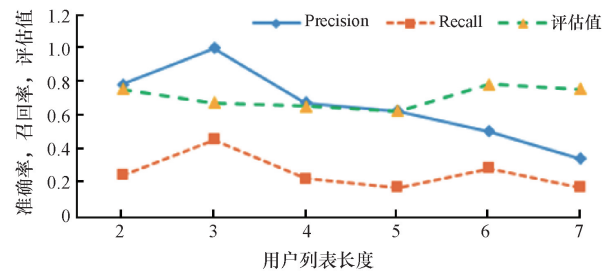
4.2 基于用户的协同过滤算法的邻居数

准确率(precision)和召回率(recall)是智能推荐算法的两个重要指标。所谓准确率是指准确推荐次数占推荐总数的比例;召回率是指准确推荐次数占理论上全部准确推荐次数的比例。基于用户的协同过滤算法,目标用户实际是基于与其邻近的用户列表获得物品的推荐。通过测试发现,当用户列表长度变化时,准确率和召回率表现出不同的变化特征,无法稳定描述推荐效果,如图 7(a) 所示。因此,通常采用准确率和召回率的加权调和平均值 F_1 指标来综合评价推荐模型的结果, F_1 值越大,推荐结果越有效。 F_1 的计算公式如下:

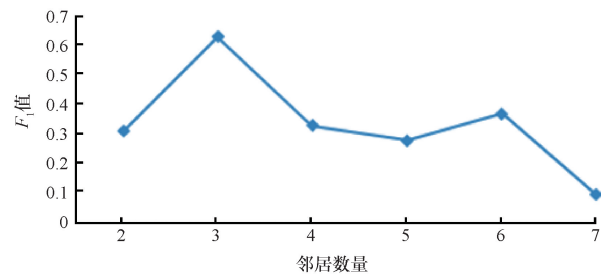
$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \quad (3)$$

式中, P 为准确率; R 为召回率。

F_1 通过偏向较小值的一方,能够有效地在准确率和召回率之间取得平衡。基于用户的协同过滤推荐模型的 F_1 曲线如图 7(b) 所示。可以看出,邻居数量为 3 时,推荐效果最好。



(a) 基于用户的协同过滤算法的准确率、召回率及评估值曲线



(b) 基于用户的协同过滤算法的 F_1 曲线

图 7 基于用户的协同过滤算法的邻居数选择
Fig. 7 Neighbor number selection based on user collaborative filtering algorithm

4.3 推荐列表长度

与基于用户的协同过滤算法一样,基于物品的协同过滤算法也可以通过准确率和召回率计算 F_1 曲线,实现对评价结果的评估。如图 8 所示。使用 User-based CF 推荐模型、推荐列表长度为 3,推荐结果比较准确;使用 Item-based CF 推荐模型、推荐列表长度为 4,推荐结果比较准确。

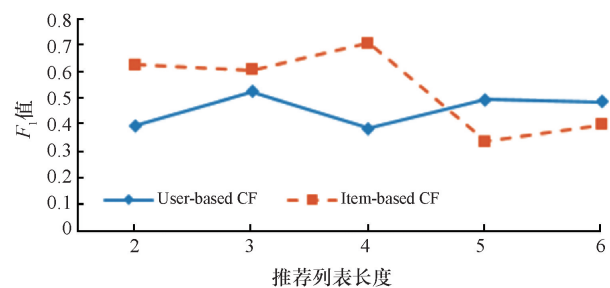


图 8 2 种推荐模型 F_1 曲线

Fig. 8 F_1 curves of two recommended models

5 算例分析

算例以电动汽车车主为用户,充电桩为物品,用户在充电桩的充电次数设置为偏好度,用户在某一充电桩的充电次

数越多,则偏好度越高。根据充电次数对用户进行分类,≥10次为老用户,使用基于物品的协同过滤算法,<10次为新用户,使用基于用户的协同过滤算法。基于用户的协同过滤推荐长度设定为3,基于物品的协同过滤推荐长度设定为4。

以现有充电桩运营平台采集的数据作为算例数据,得到两种推荐算法生成的推荐列表。如表3和表4所示。

表3 基于物品的协同过滤推荐列表

Table 3 Item-based collaborative filtering recommendation list

用户ID	基于物品的协同过滤算法
1768	(35 5.0)(32 5.0)(33 5.0)(34 5.0)
2163	(13 6.0)(14 6.0)(34 6.0)(33 6.0)
2732	(35 13.8)(32 13.8)(33 13.8)(34 3.8)
4518	(35 5.0)(32 5.0)(33 5.0)(34 5.0)

表4 基于用户的协同过滤推荐列表

Table 4 User-based collaborative filtering recommendation list

用户ID	基于物品的协同过滤算法
1025	(21 2.0)(32 1.8)(30 1.8)
1768	(21 2.0)(32 1.8)(30 1.8)
2163	(33 4.0)(32 4.0)(30 4.0)
2721	(16 2.2)(20 2.1)(31 2.0)

以用户2163为例,基于物品的协同过滤算法的推荐列表长度为4,推荐结果为13号充电桩、14号充电桩、33号充电桩、34号充电桩,该用户对这些充电桩的偏好度均为6。以用户1768为例,基于用户的协同过滤算法的推荐列表长度是3,推荐结果是21号桩、30号桩和32号桩。这些桩是通过该用户的最近邻居用户对各个桩的偏好度推荐的。

与电子商务平台浏览购物时触发推荐引擎相似,当电动汽车用户通过充电桩运营平台预约充电时也将触发推荐算法。充电桩运营商作为负荷聚合商,将参与电网公司的需求响应计划或新能源消纳计划,在向用户推送推荐列表时,将与需求响应计划或系能源消纳计划相冲突的推荐信息过滤掉,实现对推荐列表的进一步优化,进而达到有序充电控制的目的。

6 结论

基于海量的电动汽车充电数据,以充电桩为目标物品,以在充电桩充电次数作为用户的兴趣度,采用协同过滤算法建立用户的充电推荐模型。利用实际数据对推荐模型进行测试评估,形成最佳推荐模型参数。向用户推荐其感兴趣而没有发现的充电桩,提高了推荐的准确性。结合电网调度管理需求,优化推荐列表,实现有序充电引导。

智能推荐可以改善电网与负荷用户之间交互方式,在本

文提出的推荐模型基础上,采用基于内容、上下文信息等多种不同的数据挖掘算法,可以在多能互补、主动配电网以及售电管理等方面构建多维度的推荐模型。

参考文献(References)

- [1] 徐智威, 胡泽春, 宋永华, 等. 充电站内电动汽车有序充电策略[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(11): 38-43.
Xu Zhiwei, Hu Zechun, Song Yonghua, et al. Coordinated charging of plug-in electric vehicles in charging stations[J]. Automation of Electric Power System, 2012, 36(11): 38-43.
- [2] 胡泽春, 宋永华, 徐智威, 等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(2): 1-10.
Hu Zechun, Song Yonghua, Xu Zhiwei, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(2): 1-10.
- [3] 王锡凡, 邵成成, 王秀丽, 等. 电动汽车充电负荷与调度控制策略综述[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 1-10.
Wang Xifan, Shao Chengcheng, Wang Xiuli, et al. Survey of electric vehicle charging load and dispatch control strategies[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(2): 1-10.
- [4] 杨少兵, 吴命利, 姜久春, 等. 电动汽车充电站负荷建模方法[J]. 电网技术, 2013, 37(5): 1190-1195.
Yang Shaobing, Wu Mingli, Jiang Jiuchun, et al. An approach for load modeling of electric vehicle charging station[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1190-1195.
- [5] 陆婷婷, 高赐威. 电动汽车充换电网络优化调度通用模型研究[J]. 电网技术, 2014, 38(4): 2700-2707.
Lu Tingting, Gao Ciwei. A general model for optimal scheduling of battery charging and renewal network[J]. Power System Technology, 2014, 38(4): 2700-2707.
- [6] 温剑锋, 陶顺, 肖湘宁, 等. 基于出行链随机模拟的电动汽车充电需求分析[J]. 电网技术, 2015, 39(6): 1477-1484.
Wen Jianfeng, Tao Shun, Xiao Xiangning, et al. Analysis on charging demand of EV based on stochastic simulation of trip chain[J]. Power System Technology, 2015, 39(6): 1477-1484.
- [7] 田立亭, 张明霞, 汪免伶. 电动汽车对电网影响的评估和解决方案[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(31): 43-49.
Tian Liting, Zhang Mingxia, Wang Huanling. Evaluation and solutions for electric vehicles' impact on the grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(31): 43-49.
- [8] 胡泽春, 占恺峤, 徐智威, 等. 电动汽车与电网互动的关键问题分析与展望[J]. 电力建设, 2015, 36(7): 6-13.
Hu Zechun, Zhan Kaiqiao, Xu Zhiwei, et al. Analysis and outlook on the key problems of electric vehicle and power grid interaction[J]. Electric Power Construction, 2015, 36(7): 6-13.
- [9] 刘海璇, 曾平良, 马军, 等. 基于B2G模式下电动汽车参与电网互动运行策略[J]. 电力建设, 2015, 36(7): 126-132.
Liu Haixuan, Zeng Pingliang, Ma Jun, et al. Operation strategy of electric vehicles for interacting with the grid in battery to grid mode[J]. Electric Power Construction, 2015, 36(7): 126-132.
- [10] 李刚, 董耀众, 文福拴, 等. 基于移动社交网络平台的电动汽车充放电行为预测[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(9): 64-70.
Li Gang, Dong Yaoyong, Wen Fushuan, et al. Prediction of charge and discharge behavior of electric vehicles based on mobile social network platform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40

- (9): 64-70.
- [11] 项顶, 宋永华, 胡泽春, 等. 电动汽车参与 V2G 的最优峰谷电价研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(31): 15-25.
Xiang Ding, Song Yonghua, Hu Zechun, et al. Research on optimal time of use price for electric vehicle participating V2G[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(31): 15-25.
- [12] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合: (一)大数据与电力大数据[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(1): 1-8.
Xue Yusheng, Lai Yening. The Fusion of big energy thinking and big data thinking(One): Big data vs. power big data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(1): 1-8.
- [13] 黄小庆, 陈颖, 陈永新, 等. 大数据背景下的充电站负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(12): 68-74.
Huang Xiaoqing, Chen Yie, Chen Yongxin, et al. Load forecasting method for charging station under large data background[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(12): 68-74.
- [14] 陆凌蓉, 文福拴, 薛禹胜, 等. 电动汽车提供辅助服务的经济性分析[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(14): 43-49.
Lu Lingrong, Wen Fushuan, Xue Yusheng, et al. Economic analysis of electric vehicles providing auxiliary service[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(14): 43-49.
- [15] 王岱, 管晓宏, 吴江, 等. 基于车辆行驶行为特性建模的电动汽车充电策略与分析[J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2322-2327.
Wang Dai, Guan Xiaohong, Wu Jiang, et al. Vehicle driving pattern based modeling and analysis of centralized charging/discharging strategy for plug-in electric vehicles[J]. Power System Technology, 2014, 38(9): 2322-2327.
- [16] 张明霞, 田立亭, 杨水丽, 等. 考虑电动汽车充电负荷空间分布的系统特性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(21): 86-92.
Zhang Mingxia, Tian Liting, Yang Shuili, et al. Influence of electric vehicle charging load distribution on power grid[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(21): 86-92.
- [17] 项亮. 推荐系统实践[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2015: 1-4.
Xiang Liang. Practice for recommender systems[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2015: 1-4.
- [18] 李翠平, 蓝梦微, 邹本友, 等. 大数据与推荐系统[J]. 大数据, 2015(26): 1-13.
Li Cuiping, Lan Mengwei, Zou Benyou, et al. Big data and recommendation system[J]. Big Data Research, 2015(26): 1-13.
- [19] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 电动汽车充电基础设施发展指南(2015—2020年)[R/OL]. (2015-11-17)[2017-04-20]. http://www.ndrc.gov.cn/zcfb/zcfbtz/201511/t20151117_758762.html.
National Development and Reform Commission. Electric vehicle charging infrastructure development guide (2015-2020)[R/OL]. (2015-11-17)[2017-04-20]. http://www.ndrc.gov.cn/zcfb/zcfbtz/201511/t20151117_758762.html.

Recommendation method for electric vehicle charging based on collaborative filtering

BU Fanpeng¹, TIAN Shiming¹, GAO Jingjing², QI Linhai²

1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China
2. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

Abstract Based on a large number of charging behavior data, a charging interest model of electric vehicle users is established. The best charging options which users are interested in but have not found are recommended and charging behavior is orderly guided. In this paper, a recommended model based on a collaborative filtering algorithm is proposed for electric vehicle charging, and the best model parameter index is obtained through test and evaluation. New users with 10 times or less may use the user-based collaborative filtering algorithm while old users who have charged more than 10 times may adopt the collaborative filtering algorithm based on items. The optimal neighbor and recommended list length is 3 for the user-based collaborative filtering algorithm, and 4 for the algorithm based on items. The paper points out that the load aggregator can re-optimize the recommendation list in combination with the demand response plan and filter out the recommended information that conflicts with the demand response to realize the orderly charging control.

Keywords ordered charging; electric vehicles; collaborative filtering; intelligent recommend

(责任编辑 刘志远)