

文章编号:1000-5862(2019)06-0209-06

基于 Hasse 图的体验品群推荐研究

——以餐饮业为例

左妹华¹, 卢美华², 梁周扬³

(1. 惠州学院建筑与土木工程学院, 广东 惠州 516000; 2. 江西科技学院理学部, 江西 南昌 330022; 3. 广东工业大学管理学院, 广东 广州 510520)

摘要:针对目标群体对属性偏好的冲突性及不相容性等特点,采用 Hasse 图进行多属性集结,同时,考虑异质性消费者对各属性的偏好程度随时间推移而发生变化,因而在静态多属性群推荐研究的基础上考虑属性偏好的动态性.结果显示:在采用 Hasse 图进行动态多属性群推荐时,该方法具有较强的鲁棒性.

关键词:Hasse 图;美食店铺;多属性;动态属性;群体推荐

中图分类号:C 934;TP 311 **文献标志码:**A **DOI:**10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2020.02.18

0 引言

中国的饮食文化历史悠久,时至今日已形成物品丰富的美食种类,市场上的美食店铺更是不胜枚举.特别是近年来随着互联网企业的发展导致各店铺间的竞争强度不断增加,进而越来越多的美食店铺采用 O2O 模式来进行经营,该经营方式无论是对消费者还是对经营者而言无疑是顺应时代的潮流.然而,面对各店铺海量的营销信息,消费者在进行群体决策时是一个难题.因此,本文在相关文献研究的基础上研究如何为群体用户提供有效的推荐服务,但考虑异质性消费者在相同时期内对不同属性因素的偏好程度存在冲突及不相容等特点,因此采用 Hasse 图信息进行多属性因素的集结;同时,考虑到群体偏好会随时间推移而发生变化,进而本文在多属性群推荐研究的基础上引入属性的动态性.

在现有研究中,关于美食店铺推荐的相关文献大部分从 2 个方面进行:(i)个体视角.在个体进行美食店铺推荐时,所采用的方法大部分是基于内容的过滤、协同过滤和混合式过滤等方式进行相似度计算,再根据相似性信息来进行推荐,然而采用这种方法会存在数据稀疏性及冷启动性等问题.但个体视角能给一个较好的启示,即在美食店铺推荐时个

体比较详细地论述各属性因素对消费者偏好的影响,这为本研究在从多属性角度进行群体决策分析时提供一定的参考;(ii)群体视角.在群体进行美食店铺推荐时,大部分是基于静态视角,即基于群体成员的偏好、人口统计学信息、历史行为信息、群体和成员对项目的评分、案例推理和协商等方法实现成员偏好聚集.仅有少部分研究者在研究群体美食店铺推荐时考虑各消费者属性偏好的动态性,但在偏好分析时考虑的粒度比较粗,即基于方案来进行偏好分析,但对于美食店铺推荐系统而言,市场上关于各美食店铺的营销方式种类繁多,而且对于新用户而言,基于方案的推荐无疑增加了选择的难度,但若将各美食店铺按照各属性因素进行划分,则会大大降低其选择的难度.

因此,基于现有文献综述分析^[1-13](具体文献阅读及分析部分如表 1 所示),本文在现有文献对美食群推荐研究的基础上做如下 3 点改进:

1)根据已有研究成果以及群体消费者推荐美食店铺的特点,总结出影响群体选择的多属性因素;

2)由于群体消费者对影响美食店铺选择的各属性因素的偏好程度会随时间推移而发生动态变化,因此将通过动态多属性群决策方法来进行群体美食店铺推荐研究;

收稿日期:2019-07-15

基金项目:国家自然科学基金(71671048),国家社会科学基金(17BJL025)和广东省哲学社会科学基金青年(GD19YGL15)资助项目.

作者简介:左妹华(1986-),女,江西九江人,讲师,博士研究生,主要从事消费者行为、智能商务、多属性决策研究. E-mail: zuomeihua123@126.com

3) 由于异质性消费者在相同时期内对同一属性因素的偏好程度存在冲突及不相容等特点,为有效解决该类动态多属性群决策问题,因此本研究尝试采用 Hasse 图信息进行多属性因素的集结。

表 1 美食店铺推荐研究分析

主题	视角	思路和内容	方法优缺点	主要文献	本文改进之处
美食店铺推荐	个体	先分析出影响推荐的多属性因素,再根据属性因素采用基于内容过滤的推荐、基于协同过滤的推荐和基于混合式过滤的推荐等方式进行个性化推荐	该方法需计算个体间的相似性,但个体信息存在一定的稀疏性及冷启动性	G. Adomavicius 等 ^[1] , P. Resnick 等 ^[2] , 于东 ^[3] , 熊聪聪等 ^[4]	通过文献综述整合出适合群体推荐系统的多属性因素
	群体	群推荐算法主要是基于相似度的研究,常用做法是将群体成员接受度和成员-群体相似度有机融合到传统群体推荐算法中,提出一种新的混合群推荐算法	目前关于群体推荐视角大部分是基于相似度计算,相似度分析对以往的消费信息存在较强的依赖性	郭均鹏等 ^[5] , 王茜等 ^[6] , 朱国玮等 ^[7-8]	
	静态	基本上是基于群体成员的偏好、人口统计学信息、历史行为信息、群体和成员对项目的评分、案例推理和协商等方法实现成员偏好聚集	在群推荐的研究中大部分是采用历史消费及评分记录来进行静态研究	I. Carcia 等 ^[9] , Chen Yeliang 等 ^[10] , 李汶华等 ^[11]	群推荐是基于属性的推荐而不是方案的推荐,且个体影响权重的信息来源于消费次数而不是评分评论等
	动态	在候选菜品选择时引入时间敏感因子和在协同过滤中引入遗忘因子,改进兴趣感知算法和菜品偏好的预测效果	该方法的推荐是基于方案的推荐,但在实践中方案种类繁多,且新用户对各方案并不了解	范顺忠等 ^[12] , J. Bobadilla 等 ^[13]	

1 影响推荐的多属性因素

随着互联网技术和电子商务活动的快速发展,消费者可以足不出户就能通过互联网技术获得有关待购商品的丰富信息及进行相关商品的购买,然而,网络信息资源规模的爆炸式增长导致了严重的信息过载. 近年来, O2O 营销方式作为电子商务活动的一种新经营模式,其发展速度更是日新月异,尤其是餐饮行业的增长速度最快. 目前,关于美食店铺的群推荐的研究大部分是基于方案的推荐,即基于店铺的推荐,但在实践中店铺种类繁多,若仅通过店铺名称则将加大店铺选择的难度;然而,所有的店铺都可通过多属性因素进行识别,同时,消费者对各店铺进行选择实际上是对店铺各属性因素进行评估;因此,本文在已有文献研究的基础上提炼出影响群体消费者进行美食店铺选择的多属性因素.

潘宇等^[14]将影响消费者对美食店铺选择的多属性因素划分为食物口味、环境、服务、价格;王立才等^[15]认为消费者对美食店铺的偏好受消费时间、店铺位置、消费者情感、店铺空间、天气及温度等因素的影响;于东^[3]认为对于美食店铺来说,店铺名称、编号、口味、特色菜、服务、环境、消费水平、地理位

置、上菜速度、等待时间等都是比较普遍的属性特征,同时他认为单就某一具体的店铺而言,消费者对其的偏好会受时间、距离、评分、评论、标注、消费群体等属性的影响.

通过对美食店铺个性化推荐的相关文献进行综述可知,现有的影响消费者进行美食店铺选择的多属性因素之间存在较大的相关性,因而,可将文献中的各属性因素进行删减. 同时,因异质性消费者对各属性因素的偏好程度随时间推移而发生动态变化,从而需将原有的多属性群决策问题按照动态多属性群决策问题进行考虑. 基于此,本文将现有的属性因素做如下处理:首先,因环境、服务水平及价格这 3 个属性因素之间存在一定的相关性,即环境好的店铺服务水平较好且价格往往较高,因此只能从这 3 个属性因素中选择一个进行分析,为了便于识别同时也为了计算方便,本文选取人均消费水平来代替上述 3 个因素;其次,特色菜和口味之间也存在高度的相关性,即特色菜往往是本店铺菜品口味的一种代表,因此选取口味来代替 2 个因素;最后,时间、情感、空间、天气以及温度等因素可通过消费者的动态偏好给予考虑. 通过上述分析,本文在进行群推荐研究时需考虑的属性因素分别为口味、人均消费水平、等待时间、上菜速度、平均距离.

2 相关概念

2.1 Hasse 图

根据在维基百科中的定义可知,Hasse 图是在数学分支序理论中用来表示有限偏序集的一种数学图表,它是一种图形形式的对偏序集的传递简约. Hasse 图中的每个结点表示集合 A 中的一个元素,结点的位置按它们在偏序中的次序从下向上排列,即 $\forall a, b \in A$, 若 $a \leq b$ 且 $a \neq b$, 则 a 排在 b 的下边. 若 $a \leq b$ 且 $a \neq b$, 且不存在 $c \in A$ 满足 $a \leq c$ 且 $c \leq b$, 则在 a 和 b 之间连一条线. 这样画出的图称为 Hasse 图,又称为偏序集合图.

通过 Hasse 图的定义可知,Hasse 图具有如下 2 个特点:

(i) Hasse 图是一个偏序集合图,即其不是全序集合图,也就是说 Hasse 图中不是所有的属性之间都能比较,这与研究的美食店铺群体决策相吻合,因为针对第 3 节总结出来的属性因素集,每个决策者对这 5 个属性因素之间的偏好并不一定能进行一一比较,所以 Hasse 图的特点与本文所研究问题的特性相符,因此可以用 Hasse 图信息来研究美食店铺推荐的群体决策问题.

(ii) 由 2.2 节提出的相容支持可知其计算的信息来源于 Hasse 图信息,根据研究的问题可知,同一决策者对某一属性的偏好会随着时间的推移而发生变化,也就是说决策者的属性偏好是动态变化的,针对这种动态变化的属性偏好可以用相容支持矩阵来进行表达. 基于此,采用 Hasse 图信息来研究美食店铺多属性推荐问题.

2.2 相容支持

根据郭春香等^[16]的定义可知,在一组偏好序列数据库中,属性对 α_γ 的相容支持定义为

$$s_{cm}(\alpha_\gamma) = |\{S_h | S_h \in D, S_h \text{ 与 } \alpha_\gamma \text{ 相容}\}| / |D|, \quad (1)$$

其中属性对 α_γ 为参与群体决策的个体消费者对多属性中 2 个属性的偏好程度,属性因素的偏好程度可用 2 元关系组 $H = \{>, //, \geq, \leq, \approx, <, \emptyset\}$ ^[16] 来表示,算子“ $>$ ”意味着该消费者对前面属性的偏好程度优于对后面的属性;算子“ \geq ”表明该消费者对前面属性的偏好程度优于或无差别于后面的属性;算子“ $//$ ”意味着该消费者对前面属性的偏好程度与后面属性的偏好程度之间无法进行比较;算子“ \approx ”表明该消费者认为对前面属性的偏好程度与后面属性的偏好程度之间并无差异; \emptyset 表示该消费者对 2 个属性不表达其偏好.

在(1)式中 D 表示所有参与决策的消费者构成的集合, $|D|$ 为决策者的总数, S_h 表示认为属性对为 α_γ 的消费者构成的集合. 相容支持依据 Hasse 图信息进行计算,由(1)式可知,相容支持是个体消费者对某 2 个属性之间的偏好关系同群体偏好一致所占的比例.

2.3 冲突支持

在一组偏好序列数据库中,属性对 α_γ 的冲突支持^[16] 定义为

$$s_{cf}(\alpha_\gamma) = |\{S_h | S_h \in D; S_h \text{ 与 } \alpha_\gamma \text{ 冲突}\}| / |D|,$$

其中各参数的含义与相容支持中的一致.

3 鲁棒优化建模

3.1 各个决策者在某一阶段时影响权重的确定

在进行鲁棒建模之前,需确定各个决策者的偏好在群体中所占的影响权重,在群决策中每个决策者偏好的影响权重不是一成不变的,它受该群体中其他决策者的影响,即各个决策者在每个决策阶段的权重是一个相对概念,这个相对的权重取决于各个决策者在外就餐的经验,即若某位决策者在外就餐次数较多则该决策者偏好的影响权重较大,令 $\omega_{\tau l}$ 表示决策者 l 在第 τ 个决策阶段时的影响权重,其计算公式为

$$\omega_{\tau l} = M_{\tau l} / \sum_{d=1}^n M_{\tau d}, 0 \leq \omega_{\tau l} \leq 1, \quad (2)$$

其中 n 表示在每个阶段参与决策的消费者数量, d 表示决策者, $M_{\tau l}$ 表示决策者 l 在第 τ 个决策阶段的历史消费次数.

3.2 所有决策者在不同决策阶段时的权重确定

由前述内容可知,决策者的偏好会随时间的推移而发生变化,在美食店铺推荐系统中,决策者对各个属性的偏好会因为同一天的午餐和晚餐时间不同而存在差异,同时工作日与周末就餐时间对各属性因素的偏好程度也会不同. 一般由于工作日的中午就餐时间较少,从而决策者在选择店铺时会优先考虑地理位置的远近;而由于晚上就餐时间比较充足,所以其他因素的影响权重就会较大. 当然,决策者对各个属性的偏好还受天气、温度、情感等因素的影响,因此,本文将按照动态偏好进行分析. 用 $\omega_{\tau l}$ 表示决策者 l 在第 τ 个决策阶段时的影响权重,将就餐时间分为工作日及周末,同时工作日又分为午餐和晚餐,即在不失一般性的情况下将决策时间划分为 3 个阶段,分别为工作日午餐、工作日晚餐以及周末就

餐. 从而, 在本研究中 $\tau = 1, 2, 3$, 这 3 个决策阶段的权重主要由消费次数的多少来确定, 一般对于群体就餐往往会选择周末就餐或者工作日的晚餐进行, 因为该段时间比较充裕. 基于此, 将 3 个决策阶段的权重向量给定为

$$\omega = (\omega_1, \omega_2, \omega_3) = (0.2, 0.3, 0.5), \sum_{l=1}^n \omega_{\tau l} = 1. \quad (3)$$

3.3 鲁棒优化模型的建立

当群体决策者对属性对 (A, B) 的偏好结果为 $A_{\gamma_{\kappa}} B (\gamma_{\kappa} \in H$ 表示 2 个属性对之间的关系) 时, 群体决策结果与决策者 l 在第 τ 个决策阶段对属性对 (A, B) 的偏好相容支持为 $s_{cm}(A_{\gamma_{\kappa}} B, S_l)$, 其中 $s_{cm}(A_{\gamma_{\kappa}} B, S_l) \in [0, 1], S_l = (S_{1l}, S_{2l}, S_{3l})$ 表示决策者 l 在 3 个决策阶段时对各属性对的偏好序列集合.

当群体决策结果为 $A_{\gamma_{\theta}} B (\gamma_{\theta} \in H)$ 时, 群体决策结果与决策者 l 的综合相容支持为 $s_{up}(A \oplus \gamma_{\theta} B) = \sum_{l=1}^n \lambda_l s_{cm}(A_{\gamma_{\theta}} B, S_l)$, 其中 λ_l 为决策者 l 的综合权重, 当群体决策的结果是 $A_{\gamma_{\kappa}} B$ 而不是 $A_{\gamma_{\theta}} B$ 时的后悔值用下式来表示: $\sigma_{\kappa\theta} = s_{up}(A \oplus \gamma_{\kappa} B) - s_{up}(A \oplus \gamma_{\theta} B)$.

通过成对评价方法获得强鲁棒测度 ψ_{κ} . 给定一对属性因素 κ 和 θ , 令

$$\psi_{\kappa\theta} = \max_{\lambda, s_{cm}, \forall l \in N} \lambda^l (X^{\theta}(U) - X^{\kappa}(U)), \psi_{\kappa} = \max_{\gamma_{\theta} \in H} \psi_{\kappa\theta}, \quad (4)$$

其中 λ^l 为不同决策者的综合权重向量, U 为各决策者与群体决策结果的相容支持向量, $\psi_{\kappa\kappa} = 0$.

由 (1) ~ (4) 式联立求解可确定出强鲁棒方案, 强鲁棒分析描述了在最糟糕的情况下选择某方案的后悔值.

4 案例分析

4.1 案例描述

中国是一个餐饮业较发达的国家, 有着丰富且种类繁多的美食店铺, 随着互联网技术和电子商务活动的发展, 较多的消费者群体在进行美食店铺的选择时习惯采用 O2O 模式, 因为这种模式可以让消费者预先了解更多有关线下实体店铺的信息. 然而, 面对纷繁复杂的美食店铺以及群体消费者属性偏好的异质性, 决策群体该如何做出合理的决策使得最终选择的方案令决策者之间的异议较小. 针对上述问题, 本文提出一种基于 Hasse 图信息的美食店铺多属性动态群推荐研究.

4.2 数据来源

为验证本文算法的有效性和实用性, 本研究以

广东某大学学生群体为例, 通过问卷调查的方式收集 1 组参与集体决策的各成员数据信息, 在收集信息时需每一位决策者对口味、人均消费水平、等待时间、上菜速度以及平均距离 5 个属性因素的偏好程度进行排序. 同时根据调查者的排序结果绘制 Hasse 图, 由 Hasse 图信息对群体偏好的排序进行强鲁棒分析, 根据鲁棒分析的结果得出决策群体相对比较关注的属性因素, 最后将多属性决策问题转化成单属性决策问题.

4.3 结果分析

本文在结果分析之前先引用一组 5 人群体决策的调查数据来演示计算过程. 首先根据这 5 位调查者外出就餐的消费时间记录, 确定每位调查者在 3 种情况下的影响权重. 由于第 1 位调查者中午外出就餐的次数较多, 因此在确定其 3 阶段权重时第 1 阶段的权重较高, 具体地, 按照他们各自的消费次数计算每个人就餐次数占总次数的百分比, 从而得出各位调查者在各阶段时的权重值, 结果如下:

$$\omega_{11} = (0.3, 0.2, 0.2, 0.2, 0.1), \quad (5)$$

$$\omega_{21} = (0.1, 0.2, 0.3, 0.3, 0.1), \quad (6)$$

$$\omega_{31} = (0.2, 0.1, 0.3, 0.3, 0.1). \quad (7)$$

再结合 (3) 式中的各阶段权重向量 $\omega = (0.2, 0.3, 0.5)$ 以及 (5) ~ (7) 式, 得出综合权重向量 $\lambda^l = (0.19, 0.15, 0.28, 0.28, 0.10)$.

最后, 根据调查出来的数据绘制如图 1 ~ 图 5 所示的 Hasse 偏好图.

在图 1 ~ 图 5 中 ① 表示距离、② 表示上菜速度、③ 表示等待时间、④ 代表口味、⑤ 代表平均消费水平.

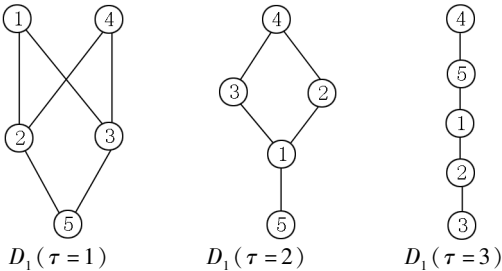


图 1 决策者 D_1 在 3 个阶段中对各属性的偏好序列图

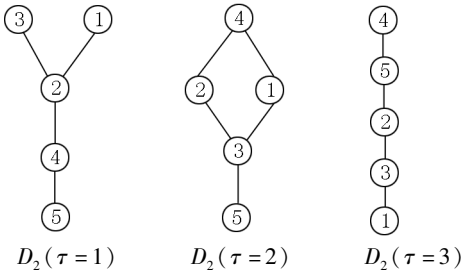


图 2 决策者 D_2 在 3 个阶段中对各属性的偏好序列图

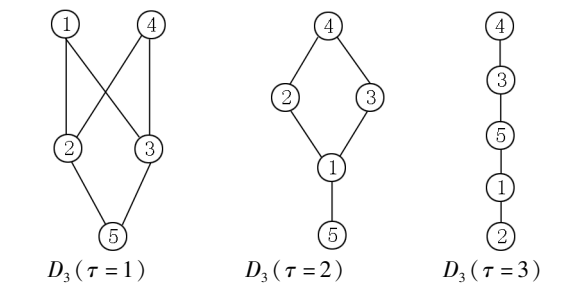


图 3 决策者 D_3 在 3 个阶段中对各属性的偏好序列图

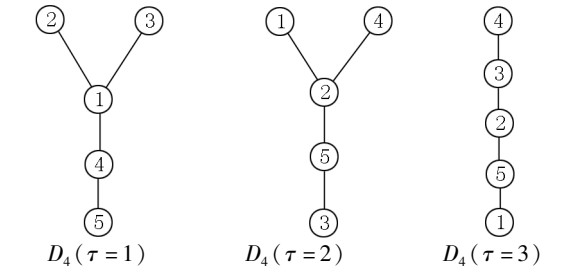


图 4 决策者 D_4 在 3 个阶段中对各属性的偏好序列图

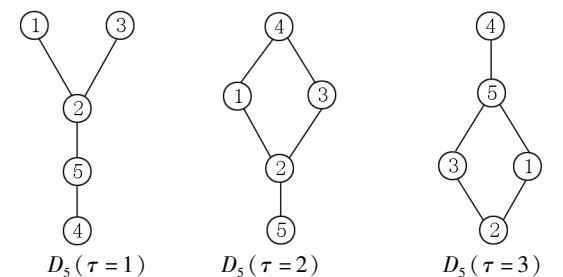


图 5 决策者 D_5 在 3 个阶段中对各属性的偏好序列图

根据图 1 ~ 图 5 的 Hasse 图信息,可得到相容支持矩阵 $X(U) = (x_{\gamma_k l})_{6 \times 5}$,这里 $\gamma_k l$ 表示决策者 l 认为属性对之间的关系为 γ_k ,如关于属性对 (①,②) 与 (②,③) 的相容支持矩阵:

$$X(U)_{(①,②)} = \begin{pmatrix} (\gamma_k, S_l) & S_1 & S_2 & S_3 & S_4 & S_5 \\ > & 2/3 & 1/3 & 2/3 & 1/3 & 1 \\ // & 0 & 1/3 & 0 & 0 & 0 \\ \geq & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \leq & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \approx & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ < & 1/3 & 1/3 & 1/3 & 2/3 & 0 \end{pmatrix},$$
$$X(U)_{(②,③)} = \begin{pmatrix} (\gamma_k, S_l) & S_1 & S_2 & S_3 & S_4 & S_5 \\ > & 1/3 & 2/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ // & 2/3 & 0 & 2/3 & 1/3 & 0 \\ \geq & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \leq & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \approx & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ < & 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 & 1 \end{pmatrix}.$$

根据(4)式的定义,其中 $\psi_{kk} = 0$,以及综合权重向量 $\lambda^l = (0.19, 0.15, 0.28, 0.28, 0.10)$,求解上述模型可确定强鲁棒属性因素,即属性对之间的强鲁棒关系,具体结果如表 2 所示.

通过上述强鲁棒分析结果可知:在这 5 个人组成的群体中,无论是在工作日还是周末,消费者群体在选择美食店铺时首要关注的属性是口味,即当向该消费者群体进行美食店铺推荐时,首先应推荐口味较好的店铺,该结果与在实践中该消费者群体在进行决策时所考虑的属性优先顺序相符,这说明该方法在进行群推荐时具有一定的可行性.若决策群体发生改变则只需更改各个决策者相应的影响权重及 Hasse 图信息,因此,本文所提出的决策模型具有较好的灵活性和适用性.

表 2 强鲁棒关系

项目	匹配结果									
属性对	(①,②)	(①,③)	(①,④)	(①,⑤)	(②,③)	(②,④)	(②,⑤)	(③,④)	(③,⑤)	(④,⑤)
二元关系	>	<	<	>	//	<	>	<	>	>

5 结论

本文所提出的群推荐方法主要用于解决决策环境的不确定性和动态性问题,目的是帮助决策者对多属性问题进行鲁棒识别和评估,并从此 5 个属性中甄别出可以胜任多种未来情形的属性因素,即使当实际情况与预期不符时基于该属性因素所作出的决策也能较好地适应意外情况.

当然,本文也存在一些待改进之处:首先,本研究所做的工作仅仅是将美食店铺推荐过程中的多属性群决策问题转化成单属性群决策问题,但根据单

属性因素并不能直接为消费者群体推荐合适的美食店铺,所以未来的研究可以将影响群推荐的各属性因素的粒度进一步细分,如对于口味属性,可按照中国当前较受欢迎的几大菜系继续细分;其次,本文只收集一组数据来演示该方法的适用性及操作流程,若条件允许则可从诸如美团、大众点评等美食网站上进行数据爬虫,这样获得的数据可能会更客观;最后,参与群决策的人数可能会影响推荐结果的准确性,本文只收集了 5 人组对各属性偏好程度的群体信息,但对于更多消费者组成的群体,该方法的推荐结果如何在本文中并没有进行对比分析.以上都是值得进一步探讨的方向.

6 参考文献

[1] Adomavicius G,Tuzhili A. Toward the next generation of recommender systems;a survey of the state-of-the-art and possible extensions [J]. IEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2005,17(6):734-749.

[2] Resnick P,Varian H R. Recommender system [J]. Communications of the ACM,1997,40(3):56-58.

[3] 于东. 融合位置上下文和信任关系的美食商家推荐算法研究与实现 [D]. 北京:北京邮电大学,2015.

[4] 熊聪聪,邓滢,史艳翠,等. 基于协同过滤的美食推荐算法 [J]. 计算机应用研究,2017,34(7):1985-1988.

[5] 郭均鹏,高成菊,赵旻昊. 一种基于符号数据的群体推荐算法 [J]. 系统工程学报,2015,30(1):127-134.

[6] 王茜,邓伟伟,喻继军. 一种考虑群成员接受度及相似度的群体推荐算法 [J]. 计算机应用研究,2017,34(11):3285-3290,3298.

[7] 朱国玮,杨玲. 基于遗传算法的群体推荐系统研究 [J]. 情报学报,2009,28(6):946-951.

[8] 朱国玮,周利. 基于遗忘函数和领域最近邻的混合推荐研究 [J]. 管理科学学报,2012,15(5):55-64.

[9] Garcia I,Sebastia L,Onaindia E,et al. A group recommender system for tourist activities [M]//Noia T D,Buccafurri F. E-commerce and web technologies;10th International Conference,Berlin:Springer-Verlag,2009:26-37.

[10] Chen Yeliang,Cheng Lichen,Chuang Chingnan. A group recommendation system with consideration of interactions among group members [J]. Expert Systems with Applications,2008,34(3):2082-2090.

[11] 李汶华,熊晓栋,郭均鹏. 一种基于案例推理和协商的群体推荐算法 [J]. 系统工程,2013,31(11):93-98.

[12] 范顺忠,陈浩. 基于兴趣感知和时间因子的个性化菜品推荐 [J]. 计算机应用研究,2018,35(2):358-361,371.

[13] Bobadilla J,Ortega F,Hernando A,et al. Generalization of recommender systems;collaborative filtering extended to groups of users and restricted to groups of items [J]. Expert Systems with Applications,2012,39(1):172-186.

[14] 潘宇,林鸿飞. 基于语义极性分析的餐馆评论挖掘 [J]. 计算机工程,2008,34(17):208-210.

[15] 王立才,孟祥武,张玉洁. 上下文感知推荐系统 [J]. 软件学报,2012,23(1):1-20.

[16] 郭春香,孙萧雅,林雅琴. 具有偏好图信息的动态格序群体决策问题的鲁棒优化 [J]. 系统管理学报,2016,25(1):139-149.

The Study on Experience Group Recommendation Based on Hasse Diagram

——Take the Catering Industry as an Example

ZUO Meihua¹,LU Meihua²,LIANG Zhouyang³

(1. School of Architecture and Civil Engineering,Huizhou University,Huizhou Guangdong 516000,China;

2. School of Science,Jiangxi University of Technology,Nanchang Jiangxi 330022,China;

3. School of Management,Guangdong University of Technology,Guangzhou Guangdong 510520,China)

Abstract:In view of the characteristics of the attribute preferences conflict and incompatibility in the target groups,Hasse diagram is adopted for multi-attribute aggregation. At the same time,it is considered that the degree of heterogeneous consumer's preferences for each attribute changes with time. Therefore,the dynamic nature of attribute preference is considered on the basis of traditional static multi-attribute group recommendation research. The results show that the method has strong robustness when Hasse diagram is used for dynamic multi-attribute group recommendation.

Key words:Hasse diagram;gourmet shops;multi-attribute;dynamic attributes;group recommendation

(责任编辑:曾剑锋)