DOI:10.11992/tis.201603042
网络出版地址:http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20160513.0920.016.html

基于影响力控制的热传导算法

雷震[1],文益民[1,2],王志强[1],缪裕青[1,2]
(1.桂林电子科技大学 计算机与信息安全学院,广西 桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学 广西可信软件重点实验室,广西 桂林 541004)

摘 要:因特网上信息严重过载,使得用户不容易从纷繁的信息中找到适合自己的内容。如何准确地向用户推荐他们想要的信息成为急待解决的问题。热传导算法(HC)被广泛地应用于个性化推荐领域,但是它的热量传播机制不利于经历丰富的用户喜欢的流行物品得到更多的热量。因此,本文提出了基于影响力控制的热传导算法(THC)。THC 引入两个参数控制度数大的用户喜欢的度数大的物品对目标用户推荐的影响。另外,本文提出利用用户对景点的各项评分及评论的情感极性来判断用户是否喜欢一个景点,还提出了一个新的指标 buir 以度量度数大的用户喜欢的度数大的物品出现在推荐列表中的比例。实验结果表明:适度增大的度数大的用户喜欢的度数大的物品的影响,有助于推荐出目标用户喜欢的物品,从而有助于提升推荐效果。

关键词:热传导;个性化推荐;用户偏好;情感极性;二部网络;信息过载;物品流行度;用户影响力
中图分类号:TP391 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-4785(2016)03-0328-08

中文引用格式:雷震,文益民,王志强,等.基于影响力控制的热传导算法[J]. 智能系统学报, 2016, 11(3): 328-335.
英文引用格式:**LEI Zhen, WEN Yimin, WANG Zhiqiang, et al. Heat conduction controlled by the influence of users and items[J]. CAAI transactions on intelligent systems**, 2016,11(3): 328-335.

Heat conduction controlled by the influence of users and items

LEI Zhen[1], WEN Yimin[1,2], WANG Zhiqiang[1], MIAO Yuqing[1,2]
(1.School of Computer Science and Information Security, Guilin 541004, China; 2. Guangxi Key Laboratory of Trusted Software, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: The overload of information on the Internet can lead to users feeling hopeless about finding the information they are seeking. Making accurate recommendations to users about the information they truly need is an urgent problem that must be addressed. The heat conduction (HC) algorithm has recently been applied in personalized recommendation technology, but its mechanism weakens the heat generated from the larger-degree itemsliked by the larger-degree users. To solve this problem, we propose an improved HC algorithm that is based on user influence control (THC). THC introduces two tunable parameters to better control the influence of larger-degree users′ preferences for larger-degree items on target users. We also consider a user′s comment scores and the sentiment polarity of a comment in a given scenario to accurately judge whether the user truly likes the given scenario. We also propose a new index, called a buir, which measures the ratio of the larger-degree items that are liked by larger-degree users on the recommendation list. Experimental results show that appropriately promoting the influence of larger-degree items that are liked by larger-degree users helps in making recommendations to target users regarding items in which they are truly interested, thereby improving the performance of the recommendation.

Keywords: heat conduction; personalized recommendation; user′s preference; sentiment polarity; bipartite network; information overload; item popularity; user′s influence

随着互联网的迅速发展,用户越来越喜欢到相关网站上寻找自己想要的信息。以旅游领域为例,有机构预计 2016 年中国在线旅游市场规模将达到

收稿日期:2016-03-19. **网络出版日期**:2016-05-13.
基金项目:国家自然科学基金项目(61363029);广西省科学研究与技术开发项目(桂科攻 14124005-2-1);湖南省博士后科研专项计划项目(2011RS4073);广西信息科学中心项目(YB408).
通信作者:文益民.E-mail: ymwen2004@ aliyun.com.

4 440 亿元。游客访问旅游网站,寻找他们感兴趣的旅游信息,确定他们想去游玩的景点[1]。但是,旅游网站上信息过载严重,游客不容易从纷繁的旅游信息中选择合适自己需求的信息。进入 Web 2.0 时代,搜索和推荐为减轻用户寻找符合自己需要信息的困难提供了可能,其中利用用户的历史信息来预测用户选择的个性化推荐系统成为一种解决信息过载问题的有效工具[2-5]。现今,商家广泛使用个性化推荐系统来对潜在的消费者进行物品、服务或信息的推荐。例如,亚马逊使用基于物品的协同过滤系统[6]进行个性化书本推荐;Google 利用用户的点击行为数据建立了新闻推荐系统[7];百度开发了 Q&A 社区的推荐系统[8]等。

近些年,根据物理动力学原理设计的 HC 算法,已经被成功地应用到了推荐领域。HC 算法将用户与物品的关系用一个二部网络来表示。但是,HC 算法也存在一些不足。在 HC 算法中,目标用户喜欢的物品产生的热量在两步传播过程中被分别除以了用户的度和物品的度,所以它削弱了度数大的用户喜欢的度数大的物品对目标用户选择物品时的影响。事实上,目标用户对物品的选择往往受到与他关联的经历丰富的用户(度数大的用户)喜欢的流行物品(度数大的物品)较大的影响。以旅游推荐为例,如果某用户不是很清楚什么样的旅游产品适合自己,他会愿意听取旅游经历丰富的游客的意见,而旅游经历丰富的游客一般会推荐该用户自己喜欢的而且比较流行的景点(度数大的景点)。

本文主要做了如下研究:一是增大与目标用户关联的经历丰富的用户以及这些用户喜欢的流行物品对目标用户选择物品的影响,从而提出了 HC 的改进算法 THC;二是在旅游领域为了更准确地判断用户是否喜欢一个景点,采用了综合评价的方法。本文根据用户对景点的整体评分、风景评分、趣味评分、性价比评分以及用户对景点评论的情感极性来判断用户是否真的喜欢该景点,从而提出了旅游推荐领域的用户态度判断算法。

1　相关工作

迄今为止,众多的推荐系统研究者已经提出很多算法,如基于协同过滤的方法[6-9]、基于内容分析的方法[10]、链接预测方法[11-12]及混合方法[13]。文献[14]发现协同过滤算法(CF)推荐的 TOP-n 个物品更倾向于流行的物品,但是较少关注用户可能潜在感兴趣的物品[15]。为了克服 CF 的弱点,文献[13]提出了热传导(HC)算法来解决推荐系统中的准确性-多样性两难问题。文献[16]提出的物质扩散(MD)算法,是一种类似于 HC 的推荐算法,它能带来较高的准确率。文献[17]认为 MD 算法与 HC 算法分别在准确率和多样性上有优势,他们分析了不同度的物品在传播过程中的影响并引入一个参数控制影响程度,提出了一种混合算法。文献[18]认为用户从不同流行度的物品上获得的热量应该不同,它们利用一个参数来调控物品流行度对用户获得热量的影响并提出了非平衡热传导推荐算法。文献[19]发现,HC 算法中所有不同度的物品和用户都被同等看待。因此,他们利用边连接的用户与物品的度来衡量边的权重,并提出了基于权重的 HC 算法(WHC);但是该算法将用户和物品的度对权重的影响程度视为相同。文献[5]认为 HC 算法的准确率较低是由于它倾向于推荐度数小的物品。为降低度数小的物品对目标用户推荐的影响,他们提出了基于偏向的热传导算法(BHC)。BHC 算法通过降低度数小的物品的影响,来优先推荐度数大的物品,但是削弱了度数大的用户对目标用户的影响。相对于 WHC 算法而言,THC 算法将用户与物品的度对目标用户选择物品的影响区别对待;相对于 BHC 算法而言,THC 算法不仅考虑到了物品的度对目标用户选择物品的影响,还考虑到了用户的度对目标用户的影响。

2　热传导算法

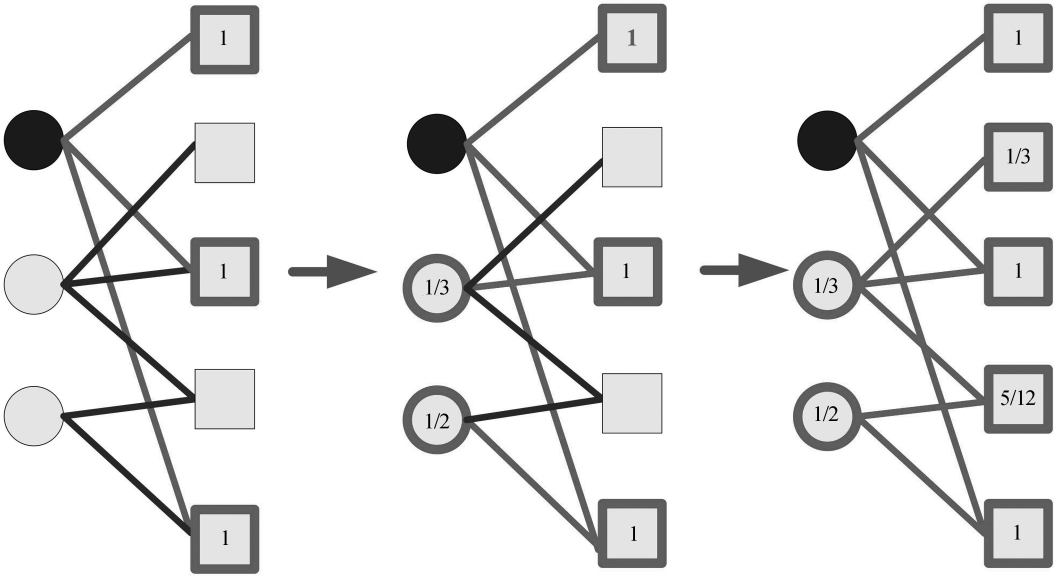
假设一个推荐系统中包含 m 个物品和 n 个用户,物品集合 $O=\{o_1,o_2,\cdots,o_m\}$,用户集合 $U=\{u_1,u_2,\cdots,u_n\}$,那么一个推荐系统中用户与物品的关系就可以用一个包含 $m+n$ 个节点的二部网络表示,如图 1(a)。其中,当且仅当一个用户喜欢一个物品时,这个物品与这个用户间才有边。任意两个物品间的边和任意两个用户间的边都是不允许存在的。这个结构也能用一个 $\boldsymbol{A}=\{a_{\theta l}\}_{m,n}$ 的矩阵表示,其中当且仅当用户 u_l 喜欢物品 o_θ 时 $a_{\theta l}=1$,反之 $a_{\theta l}=0$。

HC 算法中,物品与物品间的热量是按如下方式传导的:用向量 $\boldsymbol{f}$ 代表网络中的以各用户作为目标用户时的初始热量赋值向量构成的矩阵,通过 $\hat{\boldsymbol{f}}=\boldsymbol{W}\boldsymbol{f}$ 来重新分配网络中的热量,其中 $\boldsymbol{W}$ 是一个代表热量传播过程的 $m\times m$ 概率矩阵;$w_{\gamma\theta}$ 代表热量从物品 o_θ 到物品 o_γ 的传导率;k_i 是用户 i 的度,k_γ 是物品 γ 的度;$\hat{\boldsymbol{f}}_i$ 是 $\hat{\boldsymbol{f}}$ 的第 i 列,表示重新分配热量后对应于目标用户 i 的热量向量。将目标用户 i 没有表达喜欢意向的物品根据热量向量 $\hat{\boldsymbol{f}}_i$ 中各元素的值进行降序排序。最终获得热量最多的 TOP-n 个

物品被推荐给目标用户 i。

$$w_{\gamma\theta} = \frac{1}{k_\gamma} \sum_{i=1}^{n} \frac{a_{\gamma i} a_{\theta i}}{k_i} \tag{1}$$

图 1 中给出了 HC 算法的示例。图 1(a)目标用户喜欢的物品被激活,被赋值热量 1,其余的物品被赋值热量 0;图 1(b)每个用户得到的热量是他喜欢的所有物品的热量均值;图 1(c)每个物品得到的热量是所有喜欢该物品的用户的热量均值。



(a)用户喜欢的物品被激活 (b)热量从物品到用户 (c)热量从用户到物品

图 1 用户–物品二部网络中的热传导

Fig.1 Heat conduction in user-item bipartite network

3 基于影响力控制的热传导算法

在推荐领域,目标用户对物品的选择与其相关联的经历丰富的用户有关。以旅游领域为例,比如:一个游客近期想准备一次旅游,由于他掌握的旅游信息有限,所以他很可能不太清楚去哪里游玩比较合适。他一般会咨询旅游经历丰富的朋友,了解他们曾经玩过的哪些景点比较好。这些旅游经历丰富的用户一般会建议他去游玩自己去过并且喜欢的一些流行的景点,该游客然后会综合他们的意见,从中选择自己想要去的景点。受到以上的启发,本文试图优先推荐与目标用户有关联的经历丰富的用户喜欢的度数大的物品。

基于上述考虑,本文提出了 THC 算法。与 HC 算法不同的是:用户 i 接收到热量后不除以他自己的度 k_i 而是除以 k_i^λ;物品 γ 接收到热量后不除以它自己的度 k_γ,而是除以 k_γ^β。因此,物品 o_θ 到物品 o_γ 的传导率就变成:

$$w_{\gamma\theta} = \frac{1}{k_\gamma^\beta} \sum_{i=1}^{n} \frac{a_{\gamma i} a_{\theta i}}{k_i^\lambda} \tag{2}$$

式中 λ 和 β 分别用来控制度数大的用户喜欢的度数大的物品对目标用户影响的程度,它们的取值范围都是 0~1。当 $\lambda=\beta=1$ 时,$w_{\gamma\theta}$ 就变成了基本热传导算法中的传导率。当 λ 和 β 从 1 到 0 变化时,度数大的用户喜欢的度数大的物品对目标用户的推荐的影响程度会越来越大。

从用户角度来分析,假设度为 k_i 的用户 i 与度为 k_j 的用户 $j(k_i \geqslant k_j)$ 均接收到 1 个单位的热量。在引入参数 λ 之前,用户 i 得到热量为 $1/k_i$,用户 j 得到的热量为 $\frac{1}{k_j}$。此时用户 i 与用户 j 得到的热量比就为 $\frac{k_j}{k_i}$。引入参数 λ 后,他们得到的热量比就变为 $\left(\frac{k_j}{k_i}\right)^\lambda$。经过简单的分析可知:$\left(\frac{k_j}{k_i}\right)^\lambda \geqslant \frac{k_j}{k_i}$。这说明引入参数 λ 后,用户 i 与用户 j 得到热量的比增大了。而又由式(2)可知:引入参数 λ 后,所有用户接收到的热量都会增加。因此,度数大的用户得到的热量的增加程度更大。由指数函数的性质可知,当底数为 0~1 时,函数单调递减。因此当 λ 从 1 到 0 变化时,这种增加程度会越来越大。同样可以知道,引入参数 β 后所有物品接收到的热量都会增加,但是度数大的物品得到的热量的增加程度会更大。当 β 从 1 到 0 变化时,这种增加程度会越来越大。由以上分析可知:利用 λ 和 β 可以控制热传导过程中的传导率和热量的分配,也就是说:λ 和 β 的引入可

以控制度数大的用户喜欢的度数大的物品对目标用户推荐的影响。THC 算法如下:

输入　用户-物品对数据集 T,推荐物品个数 L,目标用户 u;

输出　top-L 个物品。

1)目标用户 u 喜欢的物品被激活,被赋值热量 1;

2)热量按式(2)的传播方式从物品传到用户;

3)热量按式(2)的传播方式从用户传到物品;

4)物品按照其上面的热量按降序排序后,推荐给目标用户 u top-L 个物品。

4　旅游评价中的用户态度判断算法

在推荐领域,有时仅凭一个单独的评分并不足以确定用户是否真的喜欢当前物品。以旅游领域为例,如图 2 所示,某用户对某景点的整体评分为 3,可以认为该用户喜欢该景点。但是,进一步观察发现:用户对当前景点的景色评分为 4,对景点的趣味性、性价比的评分均为 1。这说明用户对这个景点也有不满意的地方。用户对景点的态度也会体现在其对该景点的评论中。图 2 给出的评论中出现了‘马达声吵死了’,‘大杀(煞)风景’及‘没有想象中的轻舟已过万重山的感觉’等文字。从评论中可以看出用户对这次旅游的体验并不满意。

图 2　用户对景点评价和评论实例

Fig.2　An example of a user's evaluation and comment on a scenery spot

因此本文设计了确定用户是否喜欢某景点的算法,即旅游评价中的用户态度判断算法。设计理由如下:如果用户真的喜欢当前景点,那么该用户对当前景点的各项评分应该都比较高,则所有评分的均值也应该比较大。因此,计算各项评分的均值 s_a,让均值大小作为判断用户是否喜欢该景点的依据之一。另外,如果用户真的喜欢当前景点,该用户对当前景点评论的情感一定会是非负向的。算法中,评论的情感极性计算方法采用文献[20]中的情感提取算法。以图 2 为例,通过分析可知,根据整体评分会认为用户喜欢该景点,但用态度判断算法可以确定该用户对该景点并不是很满意,因为 $s_a<3$ 且评论的情感极性为负。使用旅游评价中的用户态度判断算法能较为准确地判断用户是否喜欢某景点。用户态度判断算法如下。

输入　用户对该景点的整体评分 s_t;用户对该景点的风景评分 s_g;用户对该景点的趣味评分 s_i;用户对该景点的性价比评分 s_p;用户对该景点的评论信息 C;

输出　true,用户喜爱该景点;false,用户不喜欢该景点。

1)利用 ICTCLAS 对 C 进行分词,去掉停用词,利用词性标注来去掉中性词;

2)对 C 中的其余词,判断其是否是情感词;

3)对每一个否定词 w_i,找出与其最近的情感词并且将其情感值从 $s_{w_{i+1}}$ 变成 $-s_{w_{i+1}}$;

4)对每一个程度副词,找出与其最近的情感词并且用程度副词对应的系数 α 乘以情感词的情感值;

5)利用如下公式计算评论 C 的情感极性值;

$$S_c = \sum_{i=1}^{m} \alpha \times S_{w_i}$$

式中,S_c 与 S_{w_i} 分别代表评论 C 与情感词 w_i 的情感值;m 是评论中的词语个数;

6)计算所有评分的均值 S_a:

$$S_a = \frac{(s_t + s_g + s_i + s_p)}{4}$$

7)如果 $S_a \geqslant 3$ 且 $S_c \geqslant 0$,返回 true;否则返回 false。

5　实验与结果

5.1　数据集

桂林是全国乃至世界知名的旅游目的地。本文从 http://www.ctrip.com 上抓取了关于桂林市旅游的数据来验证提出的算法。数据包含了用户对景点的评分和评论,评分包含了 4 个方面:用户对景点的整体评分、用户对景点的景色评分、用户对景点的趣味性评分以及用户对景点的性价比评分(如图 2)。本文采集了包含 18 151 个用户对 143 个景点的 18 304 条评分及评论记录。为了有效验证算法,对数据集进行了预处理。删除评价景点数量少于 2 条的用户,删除没有用户评分的景点,再利用旅游评价中的用户态度判断算法计算用户是否喜欢某景点。数据集包含 1 164 个用户对 143 个景点的 5 672 条评分及评论信息。

为了对提出算法的有效性进行更可靠的验证,本文还使用了电影评分的数据集[21]进行对比实验。删除对电影评分数目少于 2 条的用户,删除没有用户评分的电影,最终得到 370 个用户对 578 部电影的 9 331 条评分记录。

每组实验中,数据集被分为 2 部分,其中随机挑选出用户-物品二部网络中 20% 的边作为测试集,其余 80% 的边为训练集[5]。每组实验都重复 50

次,最终的实验结果是这 50 次实验结果的平均值。

5.2 评价指标

为了评判提出的想法是否达到了预期效果,即度数大的用户喜欢的度数大的物品是否被推荐出来。本文提出了一个大度用户大度物品率指标(buir),用来衡量推荐出的度数大的用户喜欢的度数大的物品出现在推荐列表中的比例。式(3)给出了目标用户 i 的该指标计算方法。

$$\text{buir}_i = \frac{|R_i \cap T_i|}{L} \tag{3}$$

式中:T_i 是用户 i 的推荐列表中物品构成的集合,L 是推荐列表长度。R_i 是与目标用户 i 关联的度数大的用户喜欢的度数大的物品集合。任意一个用户,如果他与用户 i 有共同喜欢的物品,则将该用户称为与用户 i 有关联的用户,所有这样的用户构成的集合称为与用户 i 关联的用户集合 AU。将 AU 中的所有用户按照其度进行降序排序,并取排在前 1/3 的用户,将这些用户构成的集合称为与用户 i 关联的度数大的用户集合 BU。对 BU 中的每一个用户 j,将用户 j 喜欢的物品按其度进行降序排序,并取排在前 1/3 的物品,将这些物品称为用户 j 喜欢的度数大的物品。将与用户 i 关联的度数大的用户集合 BU 中的所有用户喜欢的度数大的物品构成集合,称之为与用户 i 关联的大度用户喜欢的大度物品集合,即 R_i。对测试集中的所有用户的大度用户大度物品率取平均就可以得到该算法的大度用户大度物品率。

为了分析提出算法的效果,本文采用了以下 4 个指标[5]:排序得分(ranking score)、新颖性(novelty)、多样性(diversity)及覆盖率(coverage)。

ranking score(RS):一个好的推荐算法应该将用户喜欢的物品排在前面。测试集中,如果物品 α 被目标用户 i 喜欢,物品 α 位于用户 i 的推荐列表中排序为 r 的位置,那么物品 α 的排序得分为

$$RS_{i\alpha} = \frac{r}{m - k_i} \tag{4}$$

式中:m 是训练集中物品总数,k_i 是训练集中用户 i 喜欢的物品总数。每个用户的排序得分,是所有推荐给他并且他的确喜欢的物品的排序得分均值。对测试集中所有用户的排序得分求平均值,就可以得到算法的排序得分。

novelty:新颖性被定义为所有被推荐物品度的平均值。一个推荐算法的新颖性计算如式(5):

$$\text{Novelty} = \frac{\sum_{i=1}^{n} k_i}{n} \tag{5}$$

式中:k_i 是物品 i 的度,n 是算法给所有用户推荐的物品总数。推荐算法的新颖性值越小,推荐出来的物品越新颖。

diversity:一个推荐算法应该给不同的用户推荐不同的物品。式(6)给出了多样性的计算方法:

$$H_{ij} = 1 - \frac{Q_{ij}(L)}{L} \tag{6}$$

式中:L 是推荐列表长度,$Q_{ij}(L)$ 是用户 u_i、u_j 推荐列表中相同物品的个数,H_{ij} 表示推荐算法给用户 u_i、u_j 两者推荐结果间的多样性。求出测试集中任意两个用户的推荐结果间的多样性值的平均值,就可以得到一个推荐算法的多样性值。多样性值越大意味着一个推荐算法给不同的人推荐结果越不一样。

coverage:推荐算法的覆盖率是指算法能推荐的物品种类占所有物品种类的比例。式(7)给出了覆盖率的计算方法:

$$\text{Cov} = \frac{n}{N} \tag{7}$$

式中:n 是算法给全体用户推荐的不同物品的数量,N 是物品总数。覆盖率越大意味着算法能推荐出的不同物品的数量越多。

5.3 实验方案

为了观察 buir 指标随参数 λ 和 β 的变化情况以及它对其他指标的影响,实验提供了 THC 算法分别在旅游数据集和电影数据集上推荐列表长度分别为 5、8、10、12 时,各指标随参数变化的情况图。图分为 8 组,每组 5 张,共计 40 张。由于每组图的变化情况类似,本文只提供了推荐列表 $L=10$ 时 THC 算法在旅游数据集上的结果,以分析 buir 与其他指标的关系。各指标的变化分别如图 3~7 所示。为了进一步分析 THC 方法的有效性,分别使用旅游数据集和电影评分数据集对 BHC[5]、WHC[18]、MD[16]、HC[5] 及 THC 在推荐列表的长度分别为 5、8、10、12 时的排序得分进行比较。实验结果如图 8、9 所示。需要说明的是:某用户对某电影喜爱的条件是该用户对该电影的评分大于或等于 3。某用户对某景点是否喜爱的判断是利用旅游评价中的用户态度判断算法计算得出。BHC 和 WHC 中的参数变化范围为 0~1。

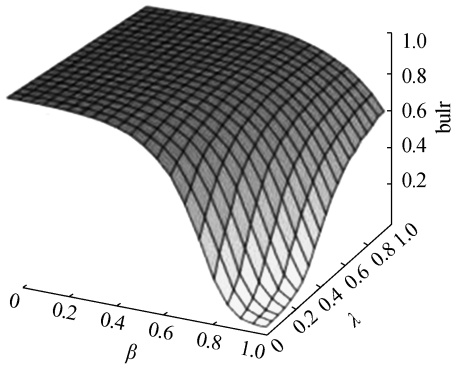


图 3 $L=10$ 时,THC 算法在旅游评价数据集上 buir 指标随参数变化图

Fig.3 The variation of THC's buir index on the travel data set when $L=10$

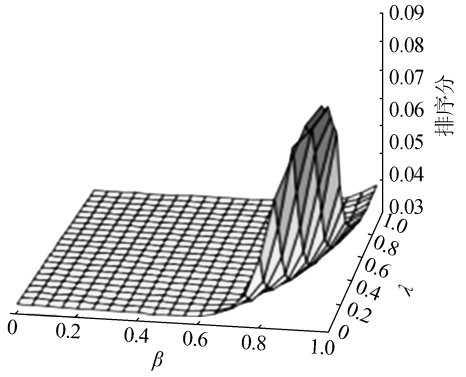


图 4　$L=10$ 时,THC 算法在旅游评价数据集上排序得分指标随参数变化

Fig.4　The variation of THC's rank score index on the travel data set when $L=10$

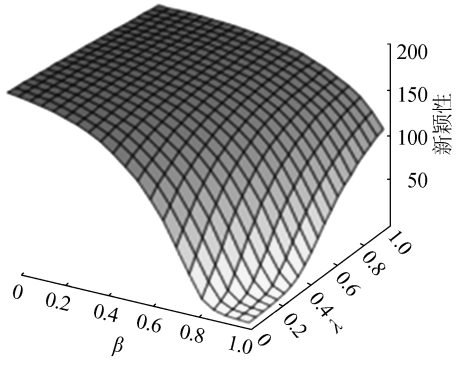


图 5　$L=10$ 时,THC 算法在旅游评价数据集上新颖性指标随参数变化

Fig.5　The variation of THC's novelty index on the travel data set when $L=10$

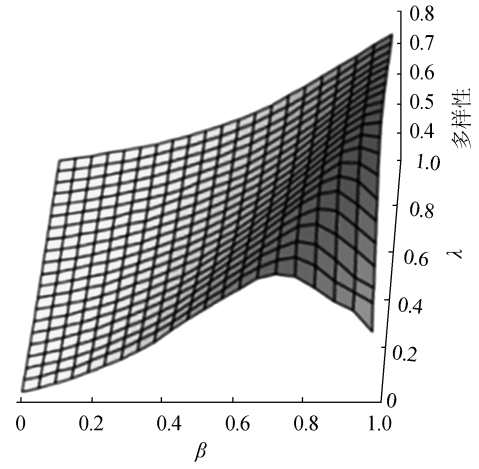


图 6　$L=10$ 时,THC 算法在旅游评价数据集上多样性指标随参数变化

Fig.6　The variation of THC's diversity index on the travel data set when $L=10$

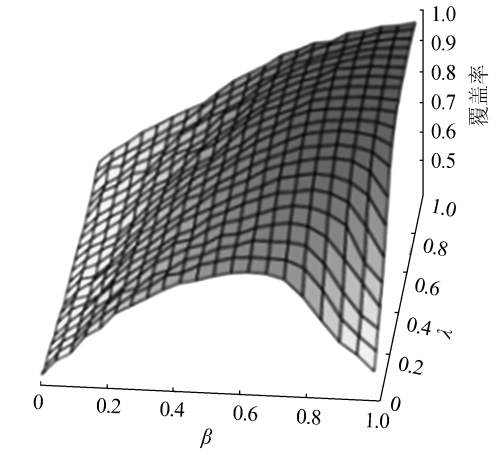


图 7　$L=10$ 时,THC 算法在旅游评价数据集上覆盖率指标随参数变化

Fig.7　The variation of THC's coverage index on the travel data set when $L=10$

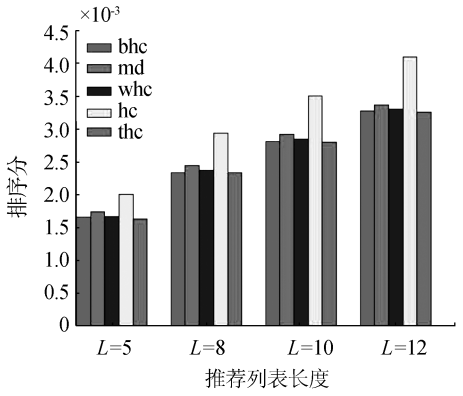


图 8　电影评分数据集上各算法的排序得分对比结果

Fig.8　The comparison of rank score index on the movie data set

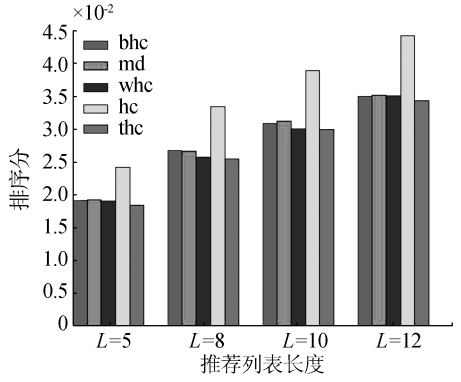


图 9　旅游评价数据集上各算法的排序得分对比结果

Fig.9　The comparison of rank score index on the travel data set

5.4 实验结果与分析

图 3~7 中的黑色代表各图中相应指标值较大的区域,白色代表各图中相应指标值较小的区域,图中颜色越黑表示相应指标值越大。由图 3 可以看出,当 λ 取值小于 0.5,β 取值也小于 0.5 时,此时推荐出来的度数大的用户喜欢的度数大的物品较多。图 4 中相应区域的排序得分较低,这说明度数大的用户喜欢的度数大的物品一般是大家所喜欢的物品,与文中开始提出的假设一致;由于此时推荐出来的度数大的物品较多,所以推荐的物品的新颖性较低即新颖性值较大,这与图 5 中相应区域的指标数据是一致的;另外,度数大的用户喜欢的度数大的物品在整个系统的所有物品中占的比例是比较小的,因为大多数物品都不是流行物品,所以此时多样性和覆盖率都较低,这与图 6 和图 7 中相应区域的指标数据一致。对于图 4,数据表明:当 λ 与 β 分别取 0.05、0.55 时,排序得分取得最优值 0.029 8,但此时 buir 并不是最大。可以得出这样的结论:虽然目标用户会喜欢度数大的用户喜欢的度数大的物品,但是推荐的量要适度。还可以发现:此时的排序得分要比当 $\lambda=\beta=1.0$ 时的 HC 算法的排序得分要好,而此时的 buir 指标也比 HC 的要高。

通过分析各个评价指标变化图,可以得出如下结论:1)如果要向用户推荐较多度数大的用户喜欢的度数大的物品,则应该将 λ 与 β 的取值范围都限制在 0~0.5,因为在此范围中 buir 的值均较大。2)如果要使算法的排序得分取得最大值,2 个参数 λ 与 β 的最优值应该从 0~1 之间寻找。虽然 λ 与 β 在 0~0.5 取值时,度数大的用户喜欢的度数大的物品更可能被推荐,但是并不一定是推荐得越多,排序得分越好。3)如果要向用户推荐较多的新颖物品,则不该将 λ 与 β 的取值范围都限制在 0~0.5,因为当 buir 较大时,推荐出来的度数大的用户喜欢的度数大的物品较多,此时推荐出来的物品必然不新颖。

图 8 和图 9 是 BHC、MD、WHC、HC 及 THC 在两个数据集上推荐列表的长度分别为 5、8、10、12 时排序得分的对比结果。其中 BHC、WHC 及 THC 是取所有不同参数结果中的最优值。通过观察可以发现,本文提出的 THC 算法,与基本的 HC 算法相比,在所有的情况下排序得分都要好;与 MD、WHC、BHC 算法相比,排序得分也都要好,虽然提升程度较小。

通过上面的分析可以知道:通过适度的优先推荐度数大的用户喜欢的度数大的物品,有助于向用户推荐其喜欢的物品,从而有助于提升算法的效果。另外,还可以发现 MD 和 BHC 算法的排序得分在所有情形下都比 HC 算法要好,这与文献[5]中的结论一致;WHC 算法在所有条件下都比 HC 算法的排序得分好,这与文献[19]中的结论一致。

6 结束语

由于 HC 算法减弱了度数大的用户喜欢的度数大的物品对目标用户的影响,本文提出了基于影响力控制的热传导算法 THC。THC 引入 2 个参数来控制度数大的用户喜欢的度数大的物品被优先推荐的程度。为了检验提出的想法是否达到预期效果,在电影评分数据集和旅游评价数据集上进行了多项对比实验。本文还提出了旅游评价中的用户态度判断算法及一个新指标 buir。实验结果表明,当 THC 中的 2 个参数 λ 和 β 较小时,度数大的用户喜欢的度数大的物品能被更多的推荐,但这种推荐要有控制,否则会降低排序得分。实验结果还表明 THC 算法在排序得分指标上比 BHC、MD、WHC 及 HC 算法表现更好。未来可考虑结合用户间的朋友关系与信任关系进一步调控度数大的用户喜欢的度数大的物品对目标用户推荐的影响。

参考文献:

[1]文益民, 史一帆, 蔡国永, 等. 个性化旅游推荐研究综述[EB/OL]. 北京: 中国科技论文在线, 2014. [2014-07-03]. http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201407-56.

[2]RESNICK P, VARIAN H R. Recommender systems[J]. Communications of the ACM, 1997, 40(3): 56-58.

[3]ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2005, 17(6): 734-749.

[4]FELFERNIG A, GORDEA S, JANNACH D, et al. A short survey of recommendation technologies in travel and tourism[J]. OEGAI journal, 2007, 25(7): 17-22.

[5]LIU Jianguo, ZHOU Tao, GUO Qiang. Information filtering via biased heat conduction[J]. Physical review E, 2011, 84(3): 037101.

[6]LINDEN G, SMITH B, YORK J. Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering[J]. IEEE internet computing, 2003, 7(1): 76-80.

[7]DAS A S, DATAR M, GARG A, et al. Google news personalization: scalable online collaborative filtering[C]// Proceedings of the 16th International Conference on World

wide Web. New York, USA, 2007: 271-280.

[8] LIU Qiwen, CHEN Tianjian, CAI Jing, et al. Enlister: baidu's recommender system for the biggest chinese Q & A website[C]//Proceedings of the Sixth ACM Conference on Recommender Systems. New York, USA, 2012: 285-288.

[9] HERLOCKER J L, KONSTAN J A, RIEDL J. Explaining collaborative filtering recommendations[C]//Proceedings of the 2000 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work. New York, USA, 2000: 241-250.

[10] PAZZANI M J. A framework for collaborative, content-based and demographic filtering[J]. Artificial intelligence review, 1999, 13(5-6): 393-408.

[11] ZHOU Tao, Lü Linyuan, ZHANG Yicheng. Predicting missing links via local information[J]. The european physical journal B, 2009, 71(4): 623-630.

[12] Lü Linyuan, ZHOU Tao. Link prediction in weighted networks: the role of weak ties[J]. EOL (europhysics letters), 2010, 89(1): 18001.

[13] ZHOU Tao, KUSCSIK Z, LIU Jianguo, et al. Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems[J]. Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America, 2010, 107(10): 4511-4515.

[14] ZENG Wei, SHANG Mingsheng, ZHANG Qianming, et al. Can dissimilar users contribute to accuracy and diversity of personalized recommendation[J]. International journal of modern physics C, 2010, 21(10): 1217-1227.

[15] ZHANG Zike, YU Lu, FANG Kuan, et al. Website-oriented recommendation based on heat spreading and tag-aware collaborative filtering[J]. Physica A: statistical mechanics and its applications, 2014, 399: 82-88.

[16] ZHOU Tao, REN Jie, MEDO M, et al. Bipartite network projection and personal recommendation[J]. Physical review E, 2007, 76(4): 046115.

[17] NIE Dacheng, AN Yahui, DONG Qiang, et al. Information filtering via balanced diffusion on bipartite networks[J]. Physica A: statistical mechanics and its applications, 2015, 421: 44-53.

[18] 侯磊, 胡兆龙, 张博, 等. 基于流行度的非平衡热传导推荐算法研究[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(11): 3235-3237.
HOU Lei, HU Zhaolong, ZHANG Bo, et al. Information filtering via non-equilibrium heat conduction with consideration of popularity[J]. Application research of computers, 2015, 32(11): 3235-3237.

[19] LIU Jianguo, GUO Qiang, ZHANG Yicheng. Information filtering via weighted heat conduction algorithm[J]. Physica A: statistical mechanics and its applications, 2011, 390(12): 2414-2420.

[20] SHI Shaoliang, LI Yunpeng, WEN Yimin, et al. Adding the sentiment attribute of nodes to improve link prediction in social network[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Zhangjiajie, China, 2015: 1263-1269.

[20] LIU Jinhu, ZHANG Zike, CHEN Lingjiao, et al. Gravity effects on information filtering and network evolving[J]. PLoS one, 2014, 9(3): e91070.

作者简介:

雷震,男,1991 年生,硕士研究生,主要研究方向为推荐系统与数据挖掘。

文益民,男,1969 年生,博士,教授,中国计算机学会高级会员。主要研究方向为机器学习与数据挖掘、极化 SAR 图像处理、社会计算。主持省部级科研项目 8 项,获得省部级教学、科研奖励 5 项,发表学术论文 30 余篇,其中被 SCI、EI 收录 18 篇,翻译译著 1 部。

王志强,男,1991 年生,硕士研究生,主要研究方向为数据挖掘、旅游推荐。