

个性化推荐系统的多样性研究进展*

■ 安维 刘启华 张李义

[摘要] 在分析多样性类型的基础上,重点对信息物理、二次优化、社会化网络和时间感知 4 种提高个性化推荐多样性的方法进行概括、比较和分析,接着总结推荐系统多样性的主要度量指标。最后,对未来有等深入研究的问题进行展望。研究指出:移动推荐系统的多样性和新颖性研究,信息物理方法应用于推荐系统领域的机理分析,推荐系统的时序多样性和计算量问题以及各种推荐算法的有效组合研究是未来需重点突破的方向。

[关键词] 个性化推荐系统 多样性 研究进展

[分类号] TP393

DOI:10.7536/j.issn.0252-3116.2013.20.022

1 引言

个性化推荐系统的出现为用户处理信息过载问题提供了一个有效的工具,同时推荐系统也能帮助商家把用户的潜在需求转化为现实需求,从而达到提高商家产品销售量的目的^[1-2]。一些著名的电子商务网站,如 Amazon、Netflix、Youtube、Taobao 等纷纷利用个性化推荐系统主动向用户推送书籍、电影、服装、电器等各种商品,增进用户的黏着性。但是,当前的个性化推荐系统和相应算法大多是千方百计地关注如何提高推荐算法的精确性,而忽略了推荐结果的多样性。结果是,越来越多的用户被局限到一个相对“狭窄”的推荐结果集里,用户可能感兴趣的一些“暗信息”却被忽略掉了。

盲目崇拜精确性指标可能会伤害推荐系统,因为这样可能导致用户得到一些信息量为 0 的“精准推荐”并且视野变得越来越狭窄^[3]。考虑到用户兴趣的覆盖范围,由于推荐结果多样性的缺乏,单个项目的高准确性不一定能获得用户的满意^[4-5]。Hu Rong 等人对推荐系统的多样性和用户满意度之间的关系进行了实证研究。结果显示:推荐列表的多样性对用户感知系统有用性和易用性有着积极和重要的影响^[6]。以一个学术文献推荐系统为例,假设系统推荐的都是同一个作者的论文,即使准确性很高,用户可能也会认为这是一

次很差的推荐^[7]。因为用户很容易通过其他方式找到这些论文。再以一个旅游推荐系统为例,如果所有推荐给你的目的地都是你已经去过的地方。那么,即使这个推荐系统在提供给你的旅游目的地上的排序非常精确,它仍然是一个很差的推荐系统^[3]。

一个好的推荐系统能够开拓用户的视野,就像一个凹透镜可将用户的兴趣发散出去,当然这种发散也最好是在不影响精度的前提下进行的^[8]。近几年,个性化推荐系统的多样性研究逐渐成为学术界研究的热点。2011 年,在 ACM 组织的第五届推荐系统国际会议上,专门召开了一个讨论推荐系统多样性的研讨会 (DiveRS 2011)。

尽管部分学者的综述文章^[1-2]中已经简单谈到推荐系统的多样性问题,但是,系统地对推荐系统多样性研究进行综述的文章还没有发现。本文以“推荐多样性”、“推荐系统多样性”、“recommendation diversification”、“diverse recommendations”为关键字收集了 2001 - 2013 年在 Science Direct、ProQuest Direct、Spring Link、IEEE Xplore、EBSCO、ACM Digital Library、Wiley InterScience 和中国知网中相关文献 94 篇。在剔除掉文献质量较低、参考意义不大以及主题不相关的文献后,共获得 78 篇。论文从推荐系统多样性的类型、改进方法和评价指标等角度对这些文献进行了综

* 本文系国家自然科学基金项目“泛在环境下基于情境历史和兴趣社区的个性化信息推荐模型与实现”(项目编号:71363022)和国家自然科学基金项目“融合情境的移动阅读推荐系统研究”(项目编号:71373192)研究成果之一。

[作者简介] 安维,武汉大学信息管理学院博士研究生;刘启华,江西财经大学信息管理学院讲师,博士,通讯作者,E-mail:qh_liu@163.com;张李义,武汉大学信息管理学院教授,博士生导师。

收稿日期:2013-09-02 修回日期:2013-10-02 本文起止页码:127-135 本文责任编辑:徐健

述,展望了有待深入研究的问题。

2 推荐系统多样性的类型

众多学者的研究结果显示:信息提供者的价值“往往更多地源于提供多样和新颖的信息”^[3-8]。在个性化推荐系统中,多样性主要有3个方面的含义:个体多样性、总体多样性和时序多样性。

2.1 个体多样性

个体多样性(individual diversity)从单个用户的角度来度量推荐的多样性,主要考察系统能够找到用户喜欢的冷门项目的能力。个性化推荐多样化的目标就是去推荐一系列彼此相似性很低但符合用户兴趣的项目^[9-10]。在一个视频网站上,如果用户过去看过《哈利波特》,系统给用户推荐《哈利波特2》、《哈利波特3》、……《哈利波特8》,推荐精确度当然很高,但是用户不一定满意这次推荐。相比较而言,如果推荐列表中能够包含一些符合用户口味而他又不知道的动画片,那将更能激发用户的观看兴趣。

2.2 总体多样性

与个体多样性不同,总体多样性(aggregate diversity)主要强调针对不同用户的推荐应尽可能地不同。

部分研究^[13-14]利用长尾(long-tail)理论来考察推荐系统多样性对产品销售的影响。多样性程度较高的推荐系统有利于带动那些不太流行的商品的销售量。Netflix网站就可以通过向用户提供更加多样化的商品推荐,鼓励用户去租用或收看更多的长尾电影,从而得到更大的收益^[15-17]。因为与大制片厂拍摄的那些刚上映的或非常流行的电影相比,这些长尾电影的获取和版权成本要低得多。

很高的个体多样性并不一定意味着很高的总体多样性。如果推荐系统给所有用户推荐彼此互不相似的5种最畅销的商品,那么对每一个用户来说,推荐列表都是多样的,然而,对整个系统来说,多样性程度就很低。

2.3 时序多样性

当前,大多数的推荐系统研究都建立在用户偏好是静态的基础上^[18]。但是,现实情况下,由于新产品的出现^[19]、用户兴趣的动态进化^[20]或者用户情境的变化^[21],用户偏好会发生改变。对于同一个用户来说,如果与过去的推荐相比,新的推荐没有体现出多样性,用户会感知推荐列表减少。

近年来,时间感知推荐系统成为学术界研究的热点。

将时间情境融入到推荐系统中,构建用户—项目—时间三维推荐模型,可以有效提高个性化推荐的时序多样性。

3 提高推荐系统多样性的方法

推荐系统中精确性与多样性似乎是一个鱼和熊掌不可兼得之难题,简单地通过牺牲精确度来提高多样性是比较容易的,而困难的是如何在尽可能不影响精确性的情况下提高推荐系统的多样性。

近年来,部分学者采用信息物理方法、二次优化方法、社会化网络方法和时间感知方法来研究推荐系统的多样性,取得了一定的进展。

3.1 信息物理方法

部分研究^[5,22-30]将物理学中的物质扩散(mass diffusion)和热传导(heat conduction)理论应用到个性化推荐系统中,开辟了推荐算法研究的一个新方向。

3.1.1 基于物质扩散的推荐算法 在物理学中,当细胞内外某物质的浓度不同时,物质会由高浓度扩散到低浓度的地方。张翼成等^[23]首次将物质扩散理论应用在物品—物品(object-object)网络结构上。基于物质扩散的个性化推荐方法每一步的得分传递都会除以自己的度,由于系统的总能量保持不变,最后的系统稳态结果是和节点度成正比的^[24],从而导致用户的视野汇聚在那些度较大的节点上^[25],能极大程度地提高推荐的精确性,而在推荐列表多样性上则表现不佳。在基于物质扩散的推荐算法框架下,周涛等^[26]在NBI(network-based inference)算法的基础上,利用二阶关联的方式快速去除带权重的用户—物品(user-object)二部图网络结构中可能存在的对于同一个对象的推荐的冗余信息,大幅度提高推荐精确性,甚至超过了需要较长计算时间的LDA(latent dirichlet allocation)算法;同时,推荐列表的个体多样性和总体多样性也很好。Lu Linyuan等^[27]进一步提出了基于优先扩散的推荐算法,在保证多样性的基础上提高了度很小的物品的推荐精确性。

社会化标签系统在最近几年非常流行,其由用户、项目和标签三类组成^[2]。用户可以采用手工或半自动的方式对自己收藏的项目添加多个标签。张子柯等^[28]在二部图方法的基础上,进一步提出了基于用户—项目—标签三部图的物质扩散推荐算法,有效提高了个性化推荐的准确性、多样性和新奇性。用户—项目—标签三部图可以分解成用户—项目和项目—标签两个二部图,并分别用两个邻接矩阵表示。然后,分

别对这两个二部图使用物质扩散方式的资源分配策略,得到资源分配向量 \vec{f} 和 \vec{f}' ,在可调参数 λ ($\lambda \in [0,1]$) 的基础上得到最终的分配值 \vec{f}^* ,如公式 1 所示:

$$\vec{f}^* = \lambda \vec{f} + (1 - \lambda) \vec{f}' \quad (1)$$

3.1.2 基于热传导的推荐算法 热量从系统的一部分传导到另一部分或由一个系统传到另一个系统的现象叫热传导。张翼成等^[29]将热传导理论应用在物品—物品 (object-object) 网络结构上,由于明确的评分方法消除掉了新颖物品的信息,导致算法更多地是关注推荐的精确性而不是推荐的多样性。而且,该算法中的多步传递方法会涉及到重复的全局信息。为此,周涛等^[5]在用户—物品二部图网络结构基础上,采用两步传递方法合理地提高温度较低物品的温度,给用户推荐那些“不太流行的冷门资源”。网络中的节点可以被看作是物品,是否有连边可以被看作是两个物品是否有接触。那些被收藏次数多或得分高的物品是温度较高的“热点”,被收藏次数少或得分低的物品是温度较低的“冷点”^[25]。如果用户 i 收藏了物品 a ,则 $a_{ai} = 1$,否则 $a_{ai} = 0$ 。 k_a 和 k_i 分别表示收藏了物品 a 的用户数和用户 i 收藏的物品数。所有的物品都有一个初始的资源分配向量 f , f_β 就是物品 β 拥有的资源。通过热传导,能量根据连边由温度高的节点流向温度低的节点,其过程可以由公式(2)来描述:

$$W_{\alpha\beta}^{II} = \frac{1}{K_\alpha} \sum_{j=1}^u \frac{a_{\alpha j} a_{\beta j}}{k_j} \quad (2)$$

然后,物品得到一个新的资源分配向量 $\vec{f} = W^{II} f$ 。对于用户 i 来说,根据其已经收藏的物品数,通过设置 $f_\beta = a_{\beta i}$,就可以得到其推荐结果。同时,推荐列表中没有被收藏的物品可以根据 \vec{f}_a 降序排列。在热传导过程中,每一步的得分传递都会除以被传递节点的度,随着传递步骤的增加,系统总能量也会不断增加,从而最大限度地挖掘一些隐蔽的“暗信息”。

基于二部图网络结构的热传导算法有效地提高了个性化推荐系统的多样性,而推荐结果的精确性表现不佳。为此,周涛等^[5]将物质扩散方法和热传导方法进行结合构建混合推荐算法,同时提高了个性化推荐系统的精确性和多样性。刘建国等^[30]认为热传导算法给予了“冷门产品”过多的权重,从而导致推荐准确性不高。他们适当地提高度信息较小的产品的推荐权重,提出了基于偏向热传导 (biased heat conduction) 的

推荐算法。在 MovieLens、Netflix 和 Delicious 数据集上的实验结果显示:该算法得到了与文献[5]相当的推荐准确度,而推荐列表多样性程度比文献[5]要好。

信息物理方法应用于推荐系统中,取得了较好的效果,但是该方法也面临着新用户、新项目等问题。未来,如何将信息物理方法、协同过滤和基于内容的方法有机结合起来,构建混合推荐算法是一个值得研究的方向。

3.2 二次优化方法

为了使推荐结果具有多样性,部分研究采用很多启发式的策略对传统推荐方法得到的候选推荐列表进行二次优化,这些策略主要有:主题多样性、目标函数优化、用户模型分割、推荐解释多样性、用户相似性幂律调节、优先—中心点 (priority-medoids) 方法和二次排序法。

3.2.1 主题多样性 C. N. Ziegler 等^[9-10]考虑到用户对特定主题感兴趣的程度,提出了主题多样性算法,并利用该算法对基于用户的协同过滤和基于项目的协同过滤算法产生的推荐列表进行二次优化,得到多样性程度较好的 Top-N 个项目作为最终的推荐列表。首先,根据领域分类体系使用评价指标 ILS (intra-list similarity) 去计算推荐列表中物品之间的两两相似性;然后,计算物品 b 的相似性排名 $P_{w_i}^{-1}(b)$ 和不相似性排名 $P_{c_i}^{rev-1}(b)$,根据公式(3)得到物品的最终排名:

$$w_i^*(b) = P_{w_i}^{-1}(b) \cdot (1 - \theta_F) + P_{c_i}^{rev-1}(b) \cdot \theta_F \quad (3)$$

其中,多样性因子 $\theta_F \in [0,0.9]$ 。

主题多样性方法在推荐邻居不变的情况下,扩大推荐列表项目的候选集,然后考察候选集中项目之间的多样性,推选多样性较好的 N 个项目作为最终的推荐项目。这种方法比较简单,也易于理解,但由于推荐的邻居用户不变,很可能因为选举代表没有广泛的代表性,导致即使推荐候选列表中的候选项目数再多,也不能有效提高推荐结果的多样性。

3.2.2 目标函数优化 推荐系统的多样性问题可以被看成是求解两个分别反映偏好相似性和项目多样性的目标函数所构成的共同最优问题^[7-8, 32-33]。假设 $C = \{c_1, \dots, c_M\}$ 是候选集, $R \subseteq C$ 是 C 的子集,可以用一个 M 维指标向量 y 来表示。如果 $c_i \in R$,则 $y_i = 1$;否则, $y_i = 0$ 。 D 是一个 $M \times M$ 的距离矩阵,其元素为 (i,j) 和 $d(c_i, c_j)$, p 是 R 中项目的个数。 R 的多样性可以表示为一个二次式:

$$f_D(y) = \frac{1}{p(p-1)} y^T D y \quad (4)$$

也就是找到函数 y^* , 使其满足以下公式。

$$y^* = \operatorname{argmax} (1 - \theta) \alpha y^T D y + \theta \beta m_y^T y \quad (5)$$

其中, $\theta \in [0, 1]$ 用来平衡推荐结果的多样性和精确性, $1^T y = p, y(i) \in \{0, 1\}$ 。接着, 他们分别使用 Greedy 和 R&Q (relaxation and quantization) 算法得到目标函数。

3.2.3 用户模型分割 在传统的推荐系统中, 比较用户兴趣模型之间的相似性往往采用整体的处理方法, 而忽略了模型中局部之间的相似性。实际上, 用户的兴趣是广泛的, 所以很难找到与其完全相似的用户。Zhang Mi 等^[33] 将用户兴趣模型分割成很多具有相似项目的聚类, 让推荐候选集与每一个聚类进行匹配, 增加了推荐结果的多样性。首先, 使用 K-means, Metis 和 Community-finding 等算法将符合用户兴趣模型 U 的项目分割为 M 个聚类 $\{C_k\}_{k=1}^M$ 。其中, 每一个聚类 P_k 都可以定义为:

$$P_k = \{C_1, \dots, C_k\} = \operatorname{argmax} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k f_s(C_i) \quad (6)$$

f_s 表示项目集中的平均两两相似性。然后, 对于每一个聚类, 使用标准的推荐算法去产生一个推荐列表。最后, 聚合这些推荐列表得到最终的结果集。文献[32]在项目聚类之前还利用 SVD (singular value decomposition) 技术对它们进行了降维。

3.2.4 推荐解释多样性 推荐解释告诉用户他们为什么会被推荐某个项目, 是一个很好的增加系统可信度的方法^[18, 34-36]。在一个基于项目的推荐系统中, 项目 i 被推荐给用户 u 的解释可以定义为: $\operatorname{Expl}(u, i) = \{i' \in I \mid \operatorname{ItemSim}(i, i') > 0 \& i' \in \operatorname{Items}(u)\}$ 。在一个基于协同过滤的推荐系统中, 其解释可以定义为: $\operatorname{Expl}(u, i) = \{u' \in U \mid \operatorname{UserSim}(u, u') > 0 \& i \in \operatorname{Items}(u')\}$ 。如果推荐解释是多样的, 那么推荐结果也是多样的^[35-36], 通过推荐那些系统排名较高且推荐解释多样性距离较长的项目可以实现推荐结果精确性和多样性之间的平衡。两个推荐解释 $\operatorname{Expl}(u, i)$ 和 $\operatorname{Expl}(u, i')$ 之间的 Jaccard 多样性距离可以根据下面公式计算:

$$DD_u^J(i, i') = 1 - \frac{|\operatorname{Expl}(u, i) \cap \operatorname{Expl}(u, i')|}{|\operatorname{Expl}(u, i) \cup \operatorname{Expl}(u, i')|} \quad (7)$$

3.2.5 用户相似性幂律调节 基于用户的协同过滤方法假设在过去拥有相似偏好的用户在未来也拥有相似的兴趣偏好, 这是一种非常流行的推荐技术^[18]。但是, 由于一些流行物品的影响, 这种推荐方法也存在着局限性^[37]。为此, M. Gan^[37] 使用用户相似性幂律调节

方法 (power law adjustments of user similarities) 去调整基于用户的协同过滤方法中的用户相似性得分, 同时提高了推荐结果的精确性和多样性。给定一个用户相似性模型 $S = (s_{jk})_{U \times U}$, 使用一个幂函数 $t_{jk} = \alpha s_{jk}^\beta$ ($1 \leq j, k \leq U$) 去调整矩阵中的每一个元素, 从而可以得到一个新的用户相似性矩阵 $T = (t_{jk})_{U \times U}$ 。其中, α 和 β 分别是幂函数的规模因子和指数。

3.2.6 优先-中心点方法 R. Boim 等^[38] 使用优先-中心点方法对候选推荐列表中的项目进行聚类, 在协同过滤方法的基础上提出了 DiRec 推荐框架。给定一个由协同过滤方法产生的推荐候选项目集 I 。该候选集可以分为 K 个子集或聚类。每个聚类都拥有一个中心点, 其与聚类中的其他项目的距离之和最小。如果 $\operatorname{rep}(i)$ 是 I_k 中的一个项目, 其得分大于或等于项目 i 的得分, 且 $\operatorname{rep}(i)$ 与 i 的距离非常接近 ($\forall j \in I_k (j \neq i), \operatorname{dist}(i, j) < \operatorname{dist}(i, \operatorname{rep}(i))$), 那么我们将由多个 $\operatorname{rep}(i)$ 组成的项目集称为 I_k 的优先-中心点。在此基础上, R. Boim 等提出了基于优先覆盖树 (priority cover-trees) 的邻近搜索算法, 有效提高了推荐列表的多样性^[38]。

3.2.7 二次排序法 G. Adomavicius 等^[16-17, 39] 使用基于项目流行程度的排序方法和参数排序方法对候选推荐列表进行二次排序, 提高推荐结果的总体多样性。

基于项目流行程度的排序方法根据项目流行程度对项目进行排序, 如公式(8):

$$\operatorname{rank}_{\operatorname{itemPop}}(i) = |U(i)| = |\{u \in U \mid \exists R(u, i)\}| \quad (8)$$

参数排序方法使用参数 T_R 去平衡推荐结果的精确性和多样性, 如公式(9)所示:

$$\operatorname{rank}_x(i, T_R) = \begin{cases} \operatorname{rank}_x(i) R^*(u, i) \in [T_R, T_{\max}] \\ a_u + \operatorname{rank}_{\operatorname{standard}}(i) R^*(u, i) \in [T_H, T_R] \end{cases} \quad (9)$$

如果项目得分小于 T_R , 使用标准排序方法, 否则采用其他能增加推荐多样性的排序方法 (如基于项目流行程度的排序方法、基于图论的方法^[16]等)。

在上述介绍的二次优化方法中, 用户模型分割、用户相似性幂律调节方法属于前向过滤方法, 也就是先对用户需求模型或用户相似性矩阵进行调整, 再利用传统的推荐算法得到推荐结果; 主题多样性、目标函数优化、推荐解释多样性、优先-中心点方法和二次排序法属于后向过滤方法, 也就是先利用传统的推荐算法得到候选推荐列表, 再利用相关方法对结果进行过滤。

3.3 社会化网络方法

信息推荐中社会关系往往比推荐内容与用户喜好的匹配程度更加重要。M. Medo 等以 Web 2.0 系统中新闻共享和推荐为例,提出了基于适应性网络的一种社会过滤机制,提高了用户体验^[40]。张富国和徐升华^[41]将信任机制融入到个性化推荐过程中,提出了基于社会网络信任的推荐多样性算法,该算法通过选择主题多样性好的信任邻居来平衡推荐结果的准确性和多样性,取得了较好的效果。A. Bellogin 等提出基于社会推荐和协同过滤的混合推荐方法^[42]。I. Cantador 等^[43-45]引入社会化网络领域中的 COI (Community of Interest) 理论,在用户需求模型的基础上,采用基于语义本体的层次聚类方法构建多层语义 COI,自动构造用户之间潜在的社会关系网络。在此基础上,对基于内容的协同过滤方法进行改进,提高了个性化推荐的多样性。

3.4 时间感知方法

作为情境的一种,时间信息很容易采集,并且对提高推荐系统的时序多样性具有重要的价值。近年来,时间感知推荐系统成为学术界研究的热点。假设 U 是用户集、 I 是项目集、 T 是时间信息、 R 是推荐结果集,那么一个时间感知推荐系统模型可以表示为一个函数 $F: U \times I \times T \rightarrow R$ 。根据时间信息 T 的使用方式,时间感知推荐方法可以分为:连续时间感知推荐方法、分类时间感知推荐方法和时间自适应推荐方法^[46]。

连续时间感知推荐方法假设候选推荐项目预测得分与推荐任务的时间有关,将时间信息表示为一个连续变量。例如:如果将时间信息融入到基于用户的 KNN 方法中,那么 $F(u, i, t) = \text{aggr}_{r \in N(u)} r_{v,i} \bullet \omega_i(t(r_{v,i}), t)$ 。其中, $t \in T$, 表示推荐任务的时间; $\omega_i(\cdot)$ 表示返回一个依赖于时间的权重。

分类时间感知推荐方法将时间信息 T 看成是一个或多个离散变量 $T_1, T_2, \dots, T_n \in T$, 其又可以分为时间前向过滤算法和时间后向过滤算法。其中,时间前向过滤算法使用时间情境过滤掉无关的项目评分信息,然后采用传统的二维推荐方法得到推荐结果。例如:如果一个用户要在星期六去看电影,那么仅仅星期六的电影评分信息被使用去产生推荐结果。该方法在实际应用过程中可能存在着数据稀疏性问题。时间后向过滤算法先采用传统的二维推荐方法得到候选推荐项目集,然后使用时间情境对推荐结果进行过滤。

在时间自适应推荐方法中,参数和数据会根据时间情境的变化动态调整。T. Q. Lee 等^[47-48]根据时间给每一个项目 r 分配一个权重 $f_i(r)$, 函数 $F(u, i) = \text{aggr}_{r \in N(u)} r_{v,i} \bullet f_i(r_{v,i})$ 。

3.5 其他

J. B. Schafer 等^[49]使用元推荐对多种推荐方法得到的结果进行集成,帮助用户找到有用的项目。F. Mourao^[50]等通过实验研究方法证明向用户推荐遗忘项目对用户感知系统有着积极的影响。在这里,遗忘项目指某个特定用户在过去一段时间非常感兴趣但现在不感兴趣的项目。在推荐结果中,增加一些遗忘项目可以提高推荐系统的个体多样性。但是,该方法同时也降低了推荐结果的时序多样性。Hu Rong 等^[51]将组织界面设计方法应用到传统的推荐列表界面,增加了用户对推荐系统多样性的感知,但推荐结果的多样性实际上并没有得到改善。

4 推荐系统多样性的主要度量指标

大多数的推荐系统都利用准确度评价推荐算法的优劣。但是,准确率高的推荐系统并不能保证用户对推荐系统呈现的结果满意^[52]。推荐系统不仅需要较高的精确性,还需要较好的多样性。下面介绍一些主要的个性化推荐系统多样性的度量指标。

4.1 ILS (intra-list similarity)

ILS 主要针对单个用户来说,推荐列表中所有推荐项目的平均两两相似性^[8-12](见公式 10)。一般来说,ILS 值越大,推荐列表多样性效果越差。

$$ILS(R) = \frac{2}{k(k-1)} \sum_{i \in R} \sum_{j \in R, j \neq i} Sim(i, j) \quad (10)$$

其中, i 和 j 是推荐列表中的项目, k 是推荐项目的个数。当前有很多计算项目之间相似性的方法,主要有:余弦相似性(cosine similarity)、Pearson 相关系数、欧氏距离和互信息等^[52]。

部分研究^[7,53]利用距离 $dist(i, j)$ 来表示两个项目之间的不相似性,从而得到推荐列表的多样性计算公式为:

$$Div(R) = \frac{2}{k(k-1)} \sum_{i \in R} \sum_{j \in R, j \neq i} dist(i, j) \quad (11)$$

4.2 海明距离 (Hamming distance)

周涛等^[4-5, 25-26]提出利用平均海明距离来度量推荐系统中推荐列表的多样性。用户 i 和 j 推荐列表的海明距离为:

$$H_{ij} = 1 - \frac{Q_{ij}}{L} \quad (12)$$

其中, L 为推荐列表的长度, Q_{ij} 为系统推荐给用户 i 和 j 的两个推荐列表中相同产品的个数。推荐列表的多样性就是 H_{ij} 的平均值, 其越大, 多样性程度越高。

4.3 平均度 (mean self-information)

平均度主要考察推荐系统推荐新颖项目的能力^[4-5]。给定一个项目 α , 一个随机选择的用户已经收藏它的概率为 k_α/u , 其度 (self-information) 就是 $I_\alpha = \text{Log}_2(u/k_\alpha)$ 。这样, 就可以得到 Top-N 个项目的平均度。一般来说, 平均度越高, 系统越趋向于推荐流行的产品, 推荐多样性越差。

4.4 SSD (self-system diversity)

SSD^[20] 指推荐项目没有被包括在以前的推荐列表中的比例, 主要考察推荐结果的时序多样性, 如公式 (13) 所示:

$$SSD(R|u) = \frac{|R/R_{t-1}|}{|R|} \tag{13}$$

其中, R_{t-1} 是 R 的上一次推荐, $R/R_{t-1} = \{x \in R | x \notin R_{t-1}\}$ 。SSD 值越小, 推荐列表的时序多样性越好。

4.5 集中指数 (concentration index)

大多数的推荐系统倾向于集中推荐少量流行产品给用户, 从而得到很高的准确性, 而多样性效果不佳。在经济领域, 市场或产品集中程度常常通过集中曲线 (Concentration curve) 和集中指数来描述。Zhang Mi 等^[32] 将集中指数应用在个性化推荐系统中, 用来评价推荐列表的多样性。如果用户点击的概率偏向高相似性的项目, 集中曲线就在对角线的下面; 反之, 如果用户点击的概率偏向低相似性的项目, 集中曲线就在对角线的上面。集中指数就是对角线下面的区域和集中曲线下方的区域之差的两倍。集中曲线可以用公式描述为: 集中曲 $c(x)$: $c = 1 - 2 \int_0^1 c(x) dx$, 集中指数可以通过公式 (14) 进行计算:

$$c = \frac{2\text{cov}[X, F_Y(Y)]}{E[X]} \tag{14}$$

其中, $\text{cov}[\cdot]$ 是协方差函数, X 和 Y 分别是点击和相似性的分布, $F_Y(Y)$ 是累积分布函数。

4.6 覆盖率 (coverage)

覆盖率定义为推荐结果中可以预测打分的项目占有所有项目的比例^[4, 52]。低覆盖率的系统只能对有限的项目进行评估, 反之, 高覆盖的系统能够帮助我们尽可能多地找到感兴趣的项目。可以随机地选择

若干用户-项目组, 对每一个用户-项目组都做一次预测, 衡量可预测的项目占有所有项目的比例。

崔超然和马军^[54] 使用主题覆盖率 (topic coverage, t-coverage) 评价基于标签的图像推荐系统的多样性。主题覆盖率指推荐结果中相关标签能覆盖的语义主题的比例, 其衡量了推荐结果中相关标签的语义多样性, 如公式 (15) 所示:

$$T-Coverage = \frac{|\bigcup_{i=1}^K \text{topic}(t_i)|}{N_t} \tag{15}$$

其中, K 表示推荐结果中相关标签的个数, t_i 表示第 i 个标签, $\text{topic}(t_i)$ 是 t_i 对应的语义主题, N_t 是相关语义主题的总数。

总体来说, 以上 6 个等评价指标分别从不同角度考察了推荐系统的多样性。其中, ILS 主要考察推荐系统的个体多样性; 海明距离、集中指数和覆盖率主要考察推荐系统的总体多样性; SSD 主要考察推荐结果的时序多样性; 平均度既可以用来考察单个用户的推荐列表的多样性, 也可以用来衡量一个推荐系统的总体多样性。

5 展望

个性化推荐系统的多样性研究是近几年计算机、信息系统、人工智能和信息检索领域关注的热点, 取得了很多的成果, 但仍然是一个充满问题与挑战的新兴研究领域, 存在着一些可以深入研究的问题, 主要包括:

5.1 移动推荐系统的多样性和新颖性研究

移动互联网环境下, 终端设备在屏幕大小、电源能力、计算能力和网络带宽等方面的局限性, 对推荐系统的性能提出了更高的要求, 从而使得适合传统互联网用户的推荐方法并不能直接应用到移动推荐中。如何尽可能地利用好上下文情景和用户社交网络等信息实现移动推荐结果的精确性和多样性之间的平衡是研究者需要关注的问题。

5.2 信息物理方法应用于推荐系统领域的机理分析

基于热传导和物质扩散的推荐算法能够同时提高推荐结果的精确性和多样性, 但实际应用过程中也缺乏一个清晰而深刻的解释。

5.3 推荐系统的时序多样性和计算量问题

推荐系统的实时性要求不断关注用户和产品信息动态改变, 例如: 新用户和新产品的加入、用户选择或评价已经存在的产品、用户信息需求的动态

演化……等等。但是,如果每次改变都需要完全重新计算,这个计算量是非常巨大的。如何在保证系统时序多样性的基础上,设计某种近似的动态算法,在不需要完全重新计算的基础上局部改变原来算法的结果是一个值得深入思考的问题。

当前的研究大多针对特定类型的推荐系统多样性问题,如何对各种推荐算法进行有效组合,构建一个能全面提高推荐系统个体多样性、总体多样性和时序多样性的推荐框架及其应用系统是将来需要考虑的问题。

参考文献:

- [1] 刘建国,周涛,汪秉宏. 个性化推荐系统的研究进展[J]. 自然科学进展, 2009, 19(1): 1-15.
- [2] 张富国. 基于标签的个性化项目推荐系统研究综述[J]. 情报学报, 2012, 31(9): 963-972.
- [3] Mcnee S M, Riedl J, Konstan J A. Being accurate is not enough: How accuracy metrics have hurt recommender systems [C]// Proceedings of the CHI '06 Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM, 2006: 1097-1101.
- [4] 刘建国,周涛,郭强,等. 个性化推荐系统评价方法综述[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2009, 6(3): 1-10.
- [5] 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 USA, 2010, 107(10): 4511-4515.
- [6] Hu Rong, Pu P. Helping users perceive recommendation diversity [C]//Proceedings of the Workshop on Novelty and Diversity in Recommender Systems. New York: ACM, 2011: 43-50.
- [7] Hurley N, Zhang Mi. Novelty and diversity in top - n recommendation-analysis and evaluation [J]. ACM Transactions on Internet Technology, 2011, 10(4): 1-30.
- [8] Zhang Mi, Hurley N. Avoiding monotony: Improving the diversity of recommendation lists [C]// Proceedings of the ACM Conference on Recommender Systems. New York: ACM, 2008: 123-130.
- [9] Ziegler C N, Lausen G. Making product recommendations more diverse [J]. IEEE Data Engineering Bulletin, 2009, 32(4): 23-32.
- [10] Ziegler C N, McNeen S M, Konstan J A, et al. Improving recommendation lists through topic diversification [C]// Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web (WWW'05). New York: ACM, 2005: 22-32.
- [11] Bradley K, Smyth B. Improving recommendation diversity [C]// Proceedings of the 12th Irish Conference. Artificial Intelligence and Cognitive Science. Berlin: Springer - Verlag, 2001: 221-230.
- [12] Smyth B, McClave P. Similarity vs diversity [C]//Proceedings of the Fourth International Conference case-based reasoning: Case-based reasoning research and development. Berlin: Springer - Verlag, 2001: 347-361.
- [13] Brynjolfsson E, Hu Y J, Simester D. Goodbye pareto principle, hello long tail: The effect of search costs on the concentration of product sales [J]. Management Science, 2011, 57(8): 1373-1386.
- [14] Fleder D, Hosanagar K. Blockbuster culture's next rise or fall: The impact of recommender systems on sales diversity [J]. Management Science, 2009, 55(5): 697-712.
- [15] Goldstein D G, Goldstein D C. Profiting from the long tail [OL]. [2013-08-15]. <http://hbr.org/2006/06/profitting-from-the-long-tail/ar/1>.
- [16] Adomavicius G, Kwon Y O. Maximizing aggregate recommendation diversity: A graph-theoretic approach [C]// Proceedings of the Workshop on Novelty and Diversity in Recommender Systems. New York: ACM, 2011: 3-10.
- [17] Adomavicius G, Kwon Y O. Improving aggregate recommendation diversity using ranking-based techniques [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2012, 24(5): 896-911.
- [18] 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.
- [19] Sahoo N, Singh P V, Mukhopadhyay T. A hidden Markov model for collaborative filtering [J]. MIS Quarterly, 2012, 36(4): 1329-1356.
- [20] Lathia N, Hailes S, Capra L, et al. Temporal diversity in recommender systems [C]// Proceedings of the 33rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2010: 210-217.
- [21] 刘启华. 基于情境历史的移动用户偏好挖掘研究[J]. 图书情报工作, 2012, 56(20): 68-73.
- [22] 汪秉宏,周涛,刘建国. 推荐系统、信息挖掘及基于互联网的信息物理研究[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2011, 7(2-3): 46-49.
- [23] Zhang Yicheng, Medo M, Ren Jie, et al. Recommendation model based on opinion diffusion [J]. Europhysics Letters, 2007, 80(6): 1-5.
- [24] 吕琳媛,陆君安,张子柯,等. 复杂网络观察[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2011, 7(2-3): 173-186.
- [25] Zhou Tao, Jiang Luoluo, Su Riqi, et al. Effect of initial configuration on network-based recommendation [J]. Europhysics Letters, 2008, 81(5): 1-6.
- [26] Zhou Tao, Su Riqi, Liu Runran, et al. Accurate and diverse recommendations via eliminating redundant correlations [J]. New Journal of Physics, 2009, 11(12): 1-19.
- [27] Lu Linyuan, Liu Weiping. Information filtering via preferential diffusion [J]. Physical Review E, 2011, 83(6): 1-12.
- [28] Zhang Zike, Zhou Tao, Zhang Yicheng. Personalized recommendation via integrated diffusion on user-item-tag tripartite

- graohs [J]. Physica A, 2010, 389(1): 179 – 186.
- [29] Zhang Yicheng, Blattner M, Yu Yikuo. Heat conduction process on community networks as a recommendation model [J]. Physical Review Letters, 2007, 99(15): 1 – 4.
- [30] Liu Jianyuo, Zhou Tao, Guo Qiang. Information filtering via biased heat conduction [J]. Physical Review, 2011, 84(3): 1 – 4.
- [31] Zhang Mi. Enhancing diversity in top-n recommendation [C]//Proceedings of the Third ACM Conference on Recommender Systems. New York: ACM, 2009: 397 – 400.
- [32] Zhang Mi, Hurley N. Statistical modeling of diversity in top-n recommender systems [C]//2009 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology. New York: ACM, 2009: 490 – 497.
- [33] Zhang Mi, Hurley N. Novel item recommendation by user profile partitioning [C]//2009 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology. New York: ACM, 2009: 508 – 515.
- [34] Pu P, Chen Li. Trust building with explanation interfaces [C]//Proceedings of the 11th International Conference on Intelligent User Interfaces. New York: ACM, 2006: 93 – 100.
- [35] Yu Cong, Lakshmanan L, Amer-Yahia S. It takes variety to make a world: Diversification in recommender systems [C]//Proceedings of the 12th International Conference on Extending Database Technology: Advances in Database Technology. New York: ACM, 2009: 368 – 378.
- [36] Yu Cong, Lakshmanan L, Amer - Yahia S. Recommendation diversification using explanations [C]//Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Data Engineering. Washington: IEEE Computer Society, 2009: 1299 – 1302.
- [37] Gan Mingxin, Jiang Rui. Improving accuracy and diversity of personalized recommendation through power law adjustments of user similarities [J/OL]. [2013 – 08 – 06]. <http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2013.03.006>.
- [38] Boim R, Milo T, Novgorodov S. Diversification and refinement in collaborative filtering recommender [C]//Proceedings of the 20th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM, 2011: 739 – 744.
- [39] Adomavicius G, Kwon Y O. Toward more diverse recommendations: Item re-ranking methods for recommender systems [C]//Proceedings of the 19th Workshop on Information Technology and Systems. Phoenix: Social Science Electronic Publishing, 2009: 248 – 252.
- [40] Medo M, Zhang Yicheng, Zhou Tao. Adaptive model for recommendation of news [J]. Europhysics Letters, 2009, 88(9): 1 – 6.
- [41] 张富国, 徐升华. 基于信任的电子商务推荐多样性研究 [J]. 情报学报, 2010, 29(2): 350 – 355.
- [42] Bellogin A, Cantador I, Pablo C. A study of heterogeneity in recommendations for a social music service [C]//Proceedings of the 1st International Workshop on Information Heterogeneity and Fusion in Recommender Systems. New York: ACM, 2010: 1 – 8.
- [43] Cantador I, Castells P. Multilayered semantic social network modeling by ontology-based user profiles clustering: Application to collaborative filtering [C]//Proceedings of the 15th International Conference on Managing Knowledge in a World of Networks. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 334 – 349.
- [44] Cantador I, Bellogin A, Castells P. A multilayer ontology-based hybrid recommendation model [J]. AI Communications - Recommender Systems, 2008, 21(2 – 3): 203 – 210.
- [45] Cantador I, Castells P. Extracting multilayered communities of interest from semantic user profiles: Application to group modeling and hybrid recommendations [J]. Computers in Human Behavior, 2011, 27(4): 1321 – 1326.
- [46] Campos P G, Diez F, Cantador I. Time – aware recommender systems: A comprehensive survey and analysis of existing evaluation protocols [OL]. [2013 – 08 – 28]. <http://link.springer.com/article/10.1007%2Fs11257-012-9136-x#>.
- [47] Lee T Q, Park Y, Park Y T. A time-based approach to effective recommender systems using implicit feedback [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(4): 3055 – 3062.
- [48] Lee T Q, Park Y, Park Y T. An empirical study on effectiveness of temporal information as implicit ratings [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 1315 – 1321.
- [49] Schafer J B, Konstan J A, Riedl J. Meta-recommendation systems: User - controlled integration of diverse recommendations [C]//Proceedings of the Eleventh International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM, 2002: 43 – 51.
- [50] Mourao F, Fonseca C, Araujo C, et al. The oblivion problem: Exploiting forgotten items to improve recommendation diversity [C]//Proceedings of the Workshop on Novelty and Diversity in Recommender Systems. New York: ACM, 2011: 27 – 34.
- [51] Hu Rong, Pu P. Enhancing recommendation diversity with organization interfaces [C]//Proceedings of the 16th International Conference on Intelligent User Interfaces. New York: ACM, 2011: 347 – 350.
- [52] Herlocker J, Konstan J A, Terveen L G, et al. Evaluating collaborative filtering recommender systems [J]. ACM Transactions on Information Systems, 2004, 22(1): 5 – 53.
- [53] Kelly J P, Bridge D. Enhancing the diversity of conversational collaborative recommendations: A comparison [J]. Artificial Intelligence Review, 2006, 25(1 – 2): 75 – 95.
- [54] 崔超然, 马军. 一种结合相关性和多样性的图像标签推荐方法 [J]. 计算机学报, 2013, 36(3): 654 – 663.

Review on Diversity in Personalized Recommender Systems

An Wei¹ Liu Qihua² Zhang Liyi¹

¹School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072

²School of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013

[Abstract] This paper presents an overview of diversity in personalized recommender technology from three dimensions including the types of diversity, four methods to improve the recommendation diversification which contain information-physics, quadratic optimization, social networking, time-aware recommendation, and evaluated metrics of diversity. The prospects for future development and suggestions for possible extensions are as follows: novelty and diversity in mobile recommender systems, the mechanism analysis of internet-based information-physics in recommender systems, temporal diversity and the amount of computation in recommender systems and the effective combination of various recommendation algorithms.

[Keywords] personalized recommender systems diversity literature review

书田垦荒,薪火传承

——纪念洪范五先生诞辰 120 周年暨图书馆学思想与实践论坛

洪范五先生是我国著名的图书馆学家,我国近代图书馆事业的奠基人之一,被誉为“图书馆事业的拓荒者”。他一生致力于中国近代图书馆事业的建设,引介西方图书馆学思想,投身近代高校图书馆建设规划,在图书分类、图书馆管理、图书馆教育各个方面做出卓越贡献。洪先生曾担任东南大学、中央大学(今东南大学、南京大学等前身)、清华大学、政治大学图书馆馆长,解放后担任华东师范大学副馆长。

今年 10 月 25 日是洪范五先生 120 周年诞辰纪念日。为纪念图书馆界先驱,弘扬图书馆学精神,东南大学图书馆、清华大学图书馆、华东师范大学图书馆、政治大学图书馆(台湾)四校,拟定于 2013 年 10 月 31 日-11 月 2 日在东南大学九龙湖校区李文正图书馆合作举办“纪念洪范五先生诞辰 120 周年暨图书馆学思想与实践论坛”活动。

本次论坛邀请国内外专家、学者,研讨中国近代图书馆学术发源与继承,图书馆理论与实务。论坛交流主题将集中于(但并不局限于此):

主题 1 洪范五图书馆学思想研究

- 1、图书分类思想及发展继承
- 2、图书馆管理思想及实践
- 3、图书馆学教育思想及实践

主题 2 资源共建共享发展研究

- 1、民国时期图书馆学界及学(协)会发展
- 2、洪范五的图书资源共建共享思想与实践
- 3、近代图书馆资源共享理念的继承与发展

主题 3 近代图书馆建筑发展史

- 1、洪范五在图书馆建筑上的贡献
- 2、民国时期高校图书馆建筑遗存

3、图书馆建筑服务功能变迁

主题 4 学术图书馆办图情学硕士点教学模式探讨

- 1、学术图书馆的教育与研究职能
- 2、学术图书馆图书情报硕士点的办学定位
- 3、学术图书馆图书情报硕士点的教学模式

本次论坛以邀请主旨发言及专题文章方式进行,同时,诚挚欢迎国内大学图书馆的专家和馆员们参与大会学术交流活动!

详细情况请关注本次论坛的正式通知以及论坛官方网站(<http://58.192.117.2/hongfanwu>)的通告。