

新闻推荐的多维兴趣模型与传播分析

王冠楠 陈端兵 傅彦

(电子科技大学互联网科学中心 计算机科学与工程学院 成都 611731)

摘 要 如何将合适的信息推荐给合适的用户以满足用户的个性化需求,是推荐系统的基本问题。新兴的社会化推荐系统(social recommender system)通过兴趣相似的用户之间分享信息而达到个性化推荐的目的。使用多维兴趣向量刻画用户的兴趣,采用多智能体模型(multi-agent model)模拟,并引入用户和新闻的质量,分析了用户网络的结构特征以及质量因素对新闻推荐和传播的影响。实验结果表明:不同社区的主题不同,社区的中心用户兴趣专一,与社区的主题一致。此外,推荐中引入质量因素可以加快系统在高推荐成功率上的收敛速度,更能区分不同质量用户的粉丝数和不同质量新闻的传播深度与广度,增强了高质量用户和新闻的影响力,提高了系统中新闻推荐的专业水平。

关键词 社会化推荐,多维兴趣,用户相似度,社区结构,新闻传播

中图法分类号 TP301.6 **文献标识码** A

Analysis of News Diffusion in Recommender Systems Based on Multidimensional Tastes

WANG Guan-nan CHEN Duan-bing FU Yan

(Web Sciences Center, School of Computer Science & Engineering, University of Electronic
Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract How to deliver the right information to the right person to meet the individual needs of users is a basic problem in recommender systems. The emerging social recommender systems are personalized ones with sharing information of similar interest users. Using multidimensional vectors to characterize the user's interest, simulating with multi-agent model, and factoring the quality of the users and news into recommendation, this paper analyzed impact of leader-follower network the structure and the quality factors on the recommendations and diffusion of news. The results indicate that different communities have different themes, and the core users of communities not only concentrate on one category, but also share the same interest with the community theme. Additionally, introducing the quality of users and news into systems not only can speed up the convergence of higher success rate of recommendation, but also can distinguish the followers of different users and the behaviors of propagation of different news, while raising the influence of excellent users and news and improving the professional level of recommendation.

Keywords Social recommender systems, Multidimensional tastes, Similarity of users, Structure of communities, News diffusion

1 引言

在爆炸式增长的信息中,通过人工的手段很难寻找到令人感兴趣的信息。如何将合适的信息推荐给合适的用户成为近几年研究的热点问题^[1]。近年提出的推荐系统关注用户的个性化需求,针对用户的兴趣资料和过去的行为特点提供个性化的推荐^[2,3]。推荐的策略有基于关联规则的挖掘、基于内容的语义分析^[4]、协同过滤^[5,6]、组合推荐算法等。随着国外的 blogger.com, Facebook, Twitter 的兴起,出现了社会化推荐。最近的研究表明,基于人际信任关系的社会化推荐比单纯分析过去行为的推荐要有效得多^[7]。

文献[8-10]中较为系统地分析了新闻信息的社会化推荐

模型,模型中用一维向量刻画用户的兴趣,向量中第 i 个元素为 0 表示用户对第 i 门类不感兴趣,为 1 表示感兴趣。推荐的成功率与人际关系网络的结构相关,兴趣相似度越高的两个熟人之间推荐成功的机率越大。为了提高推荐成功率,通过分析用户阅读喜好和新闻传播的模式,为用户推荐更好的邻居(相似度更高)^[11]作为新闻的来源。为了便于讨论,将新闻的传播者称为上级用户(leader),接受者称为下级粉丝(follower)。用户间的 leader-follower 关系不断演化,最后的系统将趋于高相似度^[12]、高推荐成功率的稳态。

然而在现实中,不同用户的兴趣除了在大类上存在差别外,在子类上也存在差别,例如音乐门类下有现代音乐、古典音乐,热爱音乐的人可能喜欢的是古典音乐而非现代音乐。

来稿日期:2013-01-04 返修日期:2013-05-08 本文受国家自然科学基金(60973069, 90924011, 60903073, 60973120), 华为高校合作基金(YBCB2011057)资助。

王冠楠 硕士生,主要研究方向为社会计算;陈端兵 博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为数据挖掘、社会计算、信息物理等;傅彦 教授,博士生导师,主要研究方向为数据挖掘、信息安全、模式识别等。

因此在兴趣的表示时,多维兴趣向量比一维兴趣向量更加准确^[13]。文献[13]的研究指出:在更新上级用户时,为了避免上级用户组的兴趣过于单一,引入了上级用户之间的相似度因素,目标是实现上级用户与下级粉丝的相似度高、上级用户之间相似度低的现实要求。现实中,优秀的用户会拥有更多粉丝,高质量的新闻影响范围更广,质量对传播存在重要的影响。此前的文献对质量因素的分析不够透彻,因此本文在文献[13]的基础上引入质量因素,从而对原有模型进行扩展和完善。论文将引入质量的新模型与未引入质量的模型进行了对比,对 leader-follower 关系网络的社区结构进行了深入的分析,并讨论了质量和兴趣的差异对用户粉丝数和新闻传播的影响。

2 新闻推荐模型

2.1 概述

模型中由 U 个用户构成,每个用户有 L 个用户作为他的上级用户(新闻来源)。用户可以阅读上级用户转发的新闻,并可以在系统中发布新的新闻。发布的新闻体现了发布者的兴趣特点:新闻发布者 i 在第 c 个兴趣门类下的兴趣向量为 t_i^c ,以此兴趣发布的新闻 α 的特征向量 $a_\alpha^c = t_i^c$ 。用户 i 对新闻 α 的评价值 $e_{\alpha i}$ 为: +1(喜欢), -1(不喜欢), 0(还未阅读)。用户 l 和用户 f 的评价集合可以用来计算他们之间的相似度 s_{fl} ,据此可以对用户间的 leader-follower 关系进行优化。

2.2 用户相似度

用户相似度是新闻推荐系统的核心,在新闻推荐分数计算和上级用户选择中都需要用户相似度作为依据。新闻从上级用户 l 传播到下级用户 f ,上级的兴趣很重要,并且上级对下级不喜欢的新闻应该有所屏蔽。本文使用文献[13]中的相似度计算公式:

$$s_{fl} = \frac{|A_f \cap A_l| - |D_f \cap A_l|}{|A_l|} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{|A_l|}}\right) \quad (1)$$

式中, $A_f(A_l)$ 表示用户 $f(l)$ 喜欢的新闻集合, D_f 表示用户 f 不喜欢的新闻集合。引入系数 $\left(1 - \frac{1}{\sqrt{|A_l|}}\right)$ 可以避免用户 l 喜欢的新闻数目偏小而使得相似度 s_{fl} 偏大的情况。

2.3 新闻的传播

自适应新闻推荐模型的时间划分是离散的。初始时,为每个用户随机分配 L 个上级用户。在每个时刻,任一用户的活跃概率为 p_A ,活跃用户以 p_S 的概率发布新闻。系统中发布的新闻从 leader 传向 followers,当 followers 活跃时,将阅读收到的前 R 个推荐为分数最高的未读新闻,若他喜欢此新闻,将会把此新闻继续传给他的 followers。

推荐分数的计算引入新闻的时效性, λ 为衰减因子, $t - t_\alpha$ 为新闻 α 在 t 时刻下已存在的时间, L_i 是用户 i 的上级用户集合。综合考虑上级用户 l 对新闻 α 的评分和用户相似度 s_{il} ,计算新闻 α 对用户 i 的推荐分数:

$$R_{\alpha i}(t) = (1 - \delta_{|e_{\alpha i}|, 1}) \lambda^{t - t_\alpha} \sum_{l \in L_i} s_{il} \delta_{e_{\alpha l}, 1} \quad (2)$$

当用户 i 还未阅读新闻 α 时 $1 - \delta_{|e_{\alpha i}|, 1}$ 为 1, 否则为 0。当上级用户 l 喜欢新闻 α 时 $\delta_{e_{\alpha l}, 1}$ 等于 1, 否则为 0。

2.4 上级用户的选择

新闻推荐模型中用户之间的关系构成一个复杂网络,在

网络中,用户为节点,用户由有向边相连,从 follower 指向 leader。这样的网络,本文称为 leader-follower 网络。在自适应的新闻推荐模型中,用户间的 leader-follower 关系是不断演化的,每隔 u 个时刻,模型就调整一次 leader-follower 的关系。当演化规则作用于用户 i 时,将从 i 的上级用户中选择出与 i 相似性 s_{ij} 最低的用户 j ,如果通过某种搜索策略,找到 i 可能认识的用户 k ,且与 i 的相似性 $s_{ik} > s_{ij}$,则用 k 替换 j ,如图 1 所示。

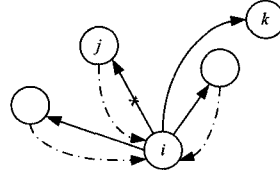


图 1 局部的网络结构

本文在搜索用户 k 时采用 LL + F^[10] 和随机搜索混合的策略。在用户上级的上级(LL)以及用户的下级粉丝(F)中搜索 k ,引入随机搜索的目的是避免系统陷入局部最优,同时也可以很好地模拟用户认识新朋友这一行为。

为满足用户兴趣的多样化,在计算用户 f 与上级用户 l 的相似度 s_{fl} 时,需要考虑用户推荐的多样性。为避免上级用户组的兴趣过于单一,引入上级用户间的相似度,将式(1)改写为:

$$s_{fl} = s_{fl}^{(1)} - \frac{1}{L-1} \sum_{j \in L_f, j \neq l} \frac{|A_j \cap A_l|}{|A_j \cup A_l|} \quad (3)$$

本文在更新上级用户时,使用式(3)计算用户与上级用户的相似度,以此作为自适应新闻推荐系统选择上级用户的依据。

3 新闻传播分析

3.1 修正的传播

本文使用多维兴趣模型分析新闻在 leader-follower 网络中的传播,图 2 为用户的多维兴趣向量示意图。

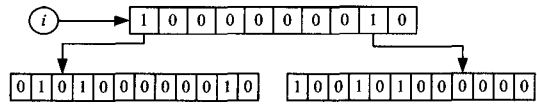


图 2 用户 i 的多维兴趣向量

图 2 表示用户 i 对第 1 大类和第 9 大类感兴趣,对第 1 大类下的第 2, 4, 11 子类感兴趣,对第 2 大类下的第 1, 4, 6 子类感兴趣。

用户 i 感兴趣的大类数量 m_i 满足 $1 \leq m_i \leq M^*$, $M^* \leq M$, M 是系统中兴趣大类的总数。对用户兴趣数量限制是为了避免用户对所有的大类都抱有同样的兴趣。大类下的 D -维子类兴趣向量中,值为 1 的元素总数是 D_A ,代表对 D_A 个子类感兴趣。例如在图 2 中, $m_i = 2$, $M = 10$, $D = 12$, $D_A = 3$ 。多维模型中用户的个性体现在关注的兴趣大类的差异以及不同用户在同一类下的子类兴趣向量的差异上,因此本文规定,任意用户 i 和 j 在第 c 大类下的子类兴趣向量 t_i^c 与 t_j^c 不相同。

在文献[13]中对已阅读新闻 α 采用如下方式进行评分:计算用户 i 的兴趣向量和阅读的新闻 α 的特征向量的内积

$\Omega_{\alpha} = \langle \tau_i^c, a_{\alpha}^c \rangle$ 。用户和新闻的质量对新闻传播有着重要作用,为了深入分析质量对新闻传播的影响,本文引入质量因素,用户 i 对已阅读新闻 α 评分为:用户 i 的第 c 类兴趣的兴趣向量 τ_i^c 与新闻 α 特征向量 a_{α}^c 的内积乘以新闻的质量: $\Omega_{\alpha} = Q_{\alpha} \cdot \langle \tau_i^c, a_{\alpha}^c \rangle$, Q_{α} 是新闻的质量。 Ω_{α} 大于接受阈值 Δ , e_{α} 等于 +1, 否则 e_{α} 等于 -1。新闻的质量与发布者的质量相同,发布者质量服从均值 Q_M 为 1、标准差 Q_D 为 0.5 的正态分布。

3.2 分析方法与指标

为了验证自适应新闻推荐模型具有用户高相似度、高推荐成功率的特点,采用 2 个衡量标准。

1. Average differences: 衡量上下级用户之间兴趣的吻合程度。采用用户和他的上级用户在兴趣上的平均差异来度量。

$$a. d. = \frac{1}{LU} \sum_{i \in U} \sum_{l \in L_i} \left(\sum_{c \in C_l} \| \tau_i^c - \tau_l^c \| / m_l \right) \quad (4)$$

2. Approval fraction: 衡量用户对推荐新闻的满意度。采用喜欢的新闻在已阅读的所有新闻中所占比例来度量。

$$a. f. = \sum_{\alpha} \delta_{e_{\alpha}, 1} / \sum_{\alpha} \delta_{e_{\alpha}, 1} \quad (5)$$

社区的划分对于明确网络的结构和功能十分重要^[13], 本文选择 Hu Yifan 提出的引力-斥力算法^[14]对 leader-follower 网络中的用户进行社区划分。为便于对社区结构做进一步分析和讨论,将社区中的中心点定义为:在社区中拥有的粉丝最多,且属于该社区的粉丝占其所有的粉丝比例最大的用户。经过社区划分后,通过 Gephi^[15]的可视化分析可知,中心点就是那些位置处于社区的中心部分并且粉丝数目最多的那些用户。

新闻传播的特征体现在传播的深度和广度上,深度是指在 leader-follower 网络中影响的用户层数;广度是指在用户网络中传播的范围,即影响的用户总数。

本文定义两种传播深度:最小传播深度(min-depth),即对于从多个上级接收到的同一条新闻,深度更新为新闻传播路径最短的那条路径长度+1;最大传播深度(max-depth),即对于从多个上级接收到的同一条新闻,深度更新为新闻传播路径最长的那条路径长度+1。例如,在图 3 中,新闻从用户 i 传到 j ,最小传播路径是 $i \rightarrow j$,最小传播深度是 2;最大传播路径是 $i \rightarrow x \rightarrow j$,最大传播深度是 3。

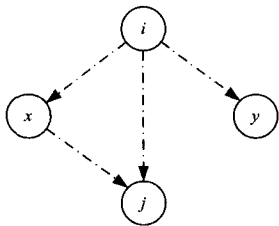


图 3 新闻传播路径示意图

除了深度和广度之外,还引入新闻 α 的接受率(appr):

$$appr(\alpha) = \frac{\text{喜欢新闻 } \alpha \text{ 的用户数}}{\text{阅读新闻 } \alpha \text{ 的用户数}} \quad (6)$$

4 实验结果

4.1 相似度和推荐成功率

本文对未引入质量的模型和在新闻发布中引入质量的模型分别进行了实验,模型参数数值与文献[13]相同。根据实验结果分析了随着时间增加,Average differences 和 Approve fraction 的变化,如图 4 所示。从图 4 可看出,随着时间的增

加,引入质量的多维兴趣向量模型的 Average differences 趋近于 4.6,表明相邻用户间平均有 4.6 个子类兴趣不同,而未引入质量的模型中相邻用户间平均有 5.2 个子类兴趣不同,效果差于引入质量的模型。Approve fraction 指标相近,都趋近于 0.65,表明推荐成功率为 0.65,但引入质量的模型收敛更快。

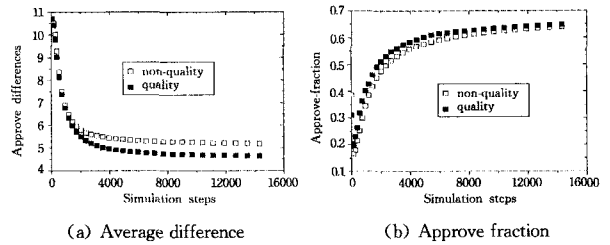


图 4 相似度和推荐成功率

通过分析发现不同社区中新闻所属的大类分布不同,每个社区都存在一个新闻所属比例极大的大类,为了方便讨论,本文称之为该社区的主题。本文选择 11000 步时的 leader-follower 网络分析不同社区的主题和中心点的兴趣分布,如表 1 所示。从表 1 可以看出:

1. 中心点的质量高于平均值 1,不同社区中心点的粉丝数差异明显,但是不同社区的平均粉丝数目相差很小。
2. 每个社区都具有明显的主题,主题比重都远远超过别的兴趣大类。并且不同的社区主题不同,10 个社区呈现出 10 种不同的主题。
3. 主题的编号和社区中心点的兴趣编号完全一致。说明中心点的兴趣不仅单一,并且可以代表该社区的兴趣主题。中心点的出现是用户质量和兴趣与整个系统用户择优选择相互作用的结果,最后新闻传播网络呈现出按主题划分的结构,不同社区的主题各不相同,社区内对社区主题之外的兴趣有排斥作用。

表 1 社区主题和中心点兴趣的分布

社区号	平均粉丝数	主题编号	主题新闻所占比例%	中心点质量	中心点粉丝数	中心点的兴趣数量	中心点的兴趣编号
1	9.91429	1	50.8	1.24972	57	1	1
2	11.5646	10	53.8	1.64395	152	1	10
3	9.84264	3	36.4	1.92154	80	1	3
4	9.87429	7	52.9	1.39686	122	1	7
5	9.75202	9	39.4	1.07131	135	1	9
6	10.7832	6	42.7	1.23549	141	1	6
7	9.78744	4	36.3	1.15369	142	1	4
8	12.4907	2	48.9	1.34648	106	1	2
9	9.26796	5	34.3	1.89001	102	1	5
10	9.88889	8	45.9	1.10402	72	1	8

4.2 社区结构分析

使用 Hu Yifan 引力-斥力社区发现算法,在仿真模拟到 2000 步之后,leader-follower 网络中的社区的个数稳定在 10 个,已经明显地划分出社区,如图 5 所示。



图 5 leader-follower 网络中社区的变化

4.3 质量因素对新闻推荐与传播的影响

4.3.1 用户粉丝的分布

为了便于讨论,本文使用入度值代表用户的下级粉丝数。在用户初始结构(兴趣领域,兴趣向量和质量)相同的前提下,分析在新闻发布中引入质量因素对用户粉丝数的影响。图6表示引入质量和未引入质量模型的入度分布,纵坐标表示对应入度值的用户数量。

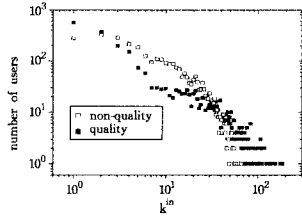


图6 引入质量前后的入度分布

引入质量后的模型,入度分布更接近于幂律分布,高入度用户少,低入度用户多,入度的最大值要高于未引入质量的模型。这些现象表明:在新闻发布中引入质量后,更有利于区分用户,富者愈富现象更加明显。

对同一质量区间的用户,区分他们的兴趣大类的数目(cates)。新闻发布中未引入质量的用户粉丝数如图7(a)所示,在新闻发布中引入质量因素后的用户粉丝数如图7(b)所示。两个模型中用户初始结构(兴趣领域、兴趣向量和质量)相同,便于对引入质量因素前后的用户的粉丝数进行比较,图7(a)虽然是未引入质量因素的,但依旧与图7(b)一样,按质量区间划分用户,每个区间的用户与图7(b)的用户对应。纵坐标代表同一质量区间的用户平均粉丝数,横坐标代表用户的质量。图7(c)的纵坐标为引入质量因素后的平均粉丝数/未引入质量的平均粉丝数。从图7中可以看出,兴趣大类数目越多的用户,他们平均的粉丝数目越少。高于平均质量且兴趣大类数目为1的用户粉丝数要高于平均质量以下的用户。在新闻发布中引入质量因素之后,高质量、兴趣大类数目为1的用户粉丝数目是未引入质量因素模型的1.5倍以上。而兴趣大类数目较多的用户,即使质量高于平均水平,平均粉丝数也小于未引入质量因素的模型。这说明模型引入质量因素后,不仅区分了高质量和低质量用户,还增强了专一兴趣和宽泛兴趣用户之间的区分度。一般有着专一兴趣的高质量用户对新闻的发布和转发会更加专业,这有利于新闻推荐系统的发展。

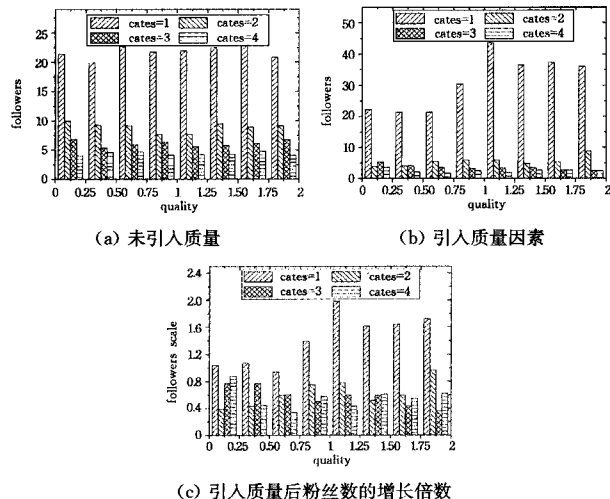


图7 质量因素对用户粉丝数的影响

4.3.2 新闻的传播深度、广度和接受率

图8分别刻画了在新闻发布中没有引入质量(non-quality)和引入了质量因素(quality)的新闻传播最小深度(min-depth)、最大深度(max-depth)的分布情况。从图8可以看出多数新闻的传播深度很浅,只有0~2步,而传播深度很深的新闻所占比例很小。未引入质量因素时,新闻传播深度有两个峰值,第一个峰值代表较多的新闻传播深度在2以内,第二个峰值代表还有较多的新闻传播深度适中,代表一类并非特别优秀(平庸)的新闻。新闻发布引入质量因素后,更多的新闻出现在第一个峰值内,而第二个峰值比没有引入质量的数据要平缓,并且优秀新闻的传播深度增加。这说明质量的引入使得新闻的推荐更加具有区分度,同时随着平庸新闻数目的减少,网络中传播的数据量也会下降,但并不对优秀新闻的传播造成抑制,反而优秀新闻传播得更深。

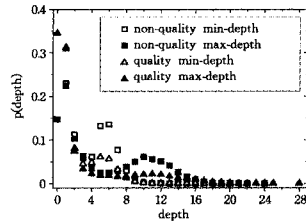


图8 引入质量对新闻传播最小最大深度的影响

引入质量后,新闻传播最大深度(max-depth)及标准差(SD-depth)和新闻质量之间的关系如图9所示。

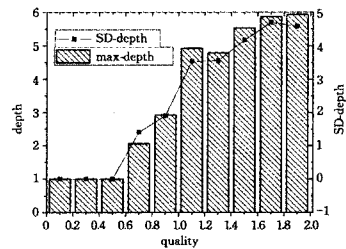


图9 新闻传播最大深度及标准差与质量的关系

从图9可以看出,随着质量的增加,新闻传播的深度也在增加,并且标准方差也在扩大。说明随着质量的增加,属于高质量的新闻不仅传播的深度增加了,传播深度的差距也在变大,在高质量的新闻中更有可能出现一些影响深远的新闻。而对于一些低质量的新闻,它们大部分的传播深度极小,体现在平均深度很小,标准差也较小。

新闻的广度体现的是新闻在系统中影响的用户数量。图10展示的是任一传播广度的新闻占有新闻的比例。

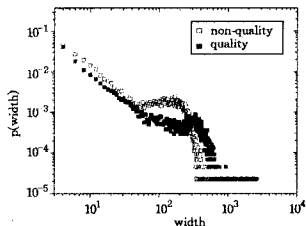


图10 新闻传播广度的分布

引入质量之后,优秀新闻传播得更广,接近传播了整个网络,而没有引入质量的新闻传播最广的范围只有网络的一半。引入质量后,新闻质量与新闻的传播广度(width)及标准差(SD-width)之间的关系如图11所示。

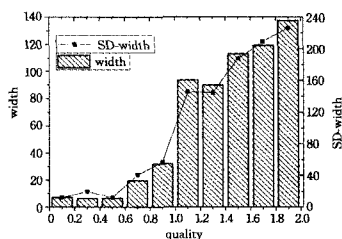


图 11 新闻传播广度及标准差与质量的关系

从图 11 可以看出,在质量 1.0 附近,新闻的平均传播广度有一个较大的跳跃(从 31.9 到 91.4)。随着质量的增加,新闻传播的平均广度也在增加,标准方差也在扩大。这说明随着质量的增加,属于高质量的新闻不仅传播的广度增加了,传播广度的差距也在变大,在高质量的新闻中更有可能出现一些传播范围极广的新闻。而对于一些低质量的新闻,它们大部分的传播范围极小,体现在平均广度很低,标准差较小。

4.3.3 中心点发布新闻的特点

社区中心点所发新闻的传播深度(depth)、传播广度(width)、接受率(appr)与相应的社区平均值(mean)如表 2 所列。

表 2 中心点的新闻传播指标与社区平均值

社区号	depth	depth (mean)	width	width (mean)	appr	appr (mean)
1	10.00	2.17	530.26	42.68	0.81	0.18
2	7.55	2.10	367.88	43.49	0.58	0.19
3	8.15	2.91	429.60	80.40	0.57	0.30
4	4.75	2.45	176.33	78.31	0.34	0.26
5	6.13	4.01	258.72	113.27	0.53	0.37
6	5.82	2.03	319.35	50.52	0.54	0.21
7	7.18	2.29	233.12	39.49	0.58	0.20
8	9.41	2.17	339.05	45.15	0.71	0.20
9	7.41	2.74	207.16	73.48	0.54	0.25
10	8.40	2.19	347.66	37.63	0.77	0.19

从表 2 可以看出:

1. 新闻的传播深度、广度和接受率这 3 个数值之间存在关系,其中的一个数值较大,则另外两个数值也较大;其中的一个数值很小,那么另外两个数值也很小。

2. 中心点在新闻的传播深度、广度和接受率上都大于所在社区的平均值。一些均值较低的社区的中心点所发新闻的深度、广度和接受率往往高于其他均值较高的社区:例如社区 9,10 的均值最低,而社区 9,10 的中心点所发新闻的传播深度、广度和接受率却比其他社区的中心点要高,像 9,10 这样的社区贫富分化严重,而其他社区贫富较为均匀。这说明 9,10 社区的中心点用户要比普通用户拥有更大的影响力,体现了复杂网络中富者愈富的性质。

结束语 社会化推荐系统是一类新的推荐系统,它的目的与传统的推荐系统一样,都是为了将合适的信息传递给合适的用户。通常采用自适应的多智能体模型验证这类系统的性能。用户的相似度定义是自适应推荐模型的核心,传播过程和上级用户选择策略是模型的重要部分,兴趣爱好的刻画是模型的基础。本文使用多维兴趣向量刻画用户的个性,使用文献[13]的相似度定义,在新闻发布中引入质量因素,并给出了模型的仿真结果。本文在社区划分的结果上,深入分析了社区结构、中心点的特征以及主题的分布特点,并分析了质量因素对新闻推荐与传播的影响。引入质量的模型在用户高

相似度、高推荐成功率的收敛速度上相比原模型要快,更能区分不同的用户和新闻,优秀的用户和新闻影响更广,同时能提高模型中新闻的专业化水平。对 leader-follower 关系网络的社区结构分析发现:社区中心点的兴趣单一,不同社区拥有不同的主题,中心点的兴趣和社区主题所属的兴趣相同。新闻发布中引入质量因素对用户粉丝数和新闻的传播有着重要的影响:引入质量后的模型,用户粉丝数的分布接近于幂律分布;兴趣单一、发布新闻质量高的用户拥有较多的粉丝,优秀新闻的传播范围较广,传播深度较深;中心点用户比普通用户拥有更大的影响力;在新闻传播深度、广度和接受率的均值较低的社区中,中心点发布的新闻拥有较高的传播深度、广度和接受率,这样的社区贫富分化严重。

参考文献

- [1] Lü Linyuan, Medo M, Yeung C H, et al. Recommender systems [J]. Physics Reports, 2012, 519(1): 1-49
- [2] Lang K, Weeder N. Learning to filter netnews[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning. Tahoe City, CA Publishers, 1995: 331-339
- [3] Resnick P, Varian H R. Recommender systems[J]. Communications of the ACM, 1997, 40(3): 56-58
- [4] Pazzani M J, Billsus D. Content-based Recommendation Systems [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4321(2): 325-341
- [5] Resnick P, Iacovou N, Suchak M, et al. an open architecture for collaborative filtering of netnews[C]//Computer Supported Cooperative Work. North Carolina, Chapel Hill, 1994: 175-186
- [6] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms[C]//Proceedings of 10th International World Wide Web Conference. New York: ACM, 2001: 285-295
- [7] Golbeck J. Weaving a Web of Trust [J]. Science, 2008, 321(5896): 1640-1641
- [8] Medo M, Zhang Yi-cheng, Zhou Tao. Adaptive model for recommendation of news[J]. Europhysics Letters, 2009, 88(3): 38005
- [9] Cimini G, Medo M, Zhou Tao, et al. Heterogeneity, quality, and reputation in an adaptive recommendation model [J]. The European Physical Journal B, 2011, 80(2): 201-208
- [10] Cimini G, Chen Duan-bing, Medo M, et al. Enhancing topology adaptation in information-sharing social networks[J]. Physical Review E, 2012, 85(4): 046108
- [11] 贺银慧, 陈端兵, 陈勇, 等. 一种结合共同邻居和用户评分信息的相似度算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(9): 184-186
- [12] Wei Dong, Zhou Tao, Cimini G, et al. Effective mechanism for social recommendation of news[J]. Physica A, 2011, 390: 2117-2126
- [13] Chen Duan-bing, Zeng An, Cimini G, et al. Adaptive social recommendation in a multiple category landscape[J]. The European Physical Journal B, 2013, 86: 61-68
- [14] Hu Yi-fan. Efficient and high quality force-directed graph drawing[J]. The Mathematica Journal, 2006, 10: 37-71
- [15] Bastian M, Heymann S, Jacomy M. Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks[C]//International AAAI Conference on Weblogs and Social Media. San Jose, California: AAAI, 2009: 361-362