

# 基于概率的信任传播模型

张绍武 林鸿飞 刘晓霞 窦彦昭

(大连理工大学计算机科学与技术学院 大连 116024)

**摘 要** 社会网络中,用户之间的信任关系可以为用户判别信息是否可信提供依据。现有的信任计算方法一般是通过搜索节点之间的路径,再在其上添加各种其它限制,如路径长度、信任度下界等来计算信任度,而考虑节点之间的相似性的方法却很少。从节点之间的相似性出发,在信任传播模型的基础上,结合贝叶斯条件概率公式,提出了基于概率的信任传播模型。同时分析了信任传播模型中衰减系数对结果的影响;通过统计分析数据,得出具有信任关系的用户之间的相似度要比不具有信任关系的用户之间的相似度高得多,从而证明了贝叶斯理论可显著提高信任传播算法的有效性。在 Epinion 数据集上进行的实验证明了该方法的有效性。

**关键词** 信任,社交网络,信任网络,信任预测

**中图分类号** TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.08.019

## Trust Propagation Based on Probability

ZHANG Shao-wu LIN Hong-fei LIU Xiao-xia DOU Yan-zhao

(School of Computer Science and Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract** Trust relationship between users in a social network can provide ground to user to judge whether the information is trustworthy. Existing method of trust computes usually computes trust by searching the paths from source node to target node, and/or adding some external limitations, such as the length of path, the minimum trust values and so on. Few of them considers the similarity between nodes. This paper combined the trust propagation model with the similarity between nodes, and computed the distribution of the similarities between nodes by Bayesian probability formula. We also analyzed the influence of decay coefficient on the result and found the similarity between trust users is much higher than un-trust users in order to demonstrate the Bayesian probability formula can improve the method by data statistical analysis. At last, a trust propagation model based on probability was presented. After experiment on Epinion datasets, the validity of our method is proved by the result.

**Keywords** Trust, Social network, Web of trust, Trust prediction

## 1 引言

网络已经成为人们生活的主要部分,现在不仅可以从网络中获取我们生活中的精神生活的资源,还可以获取物质生活的资源,电子商务网站的出现使我们的网上购物成为现实。但是随着社会的发展,网络中的竞争越来越显著,商家假装用户给自己的商品发表评论,从而吸引用户光顾,以获得更多用户的青睐。但是这些虚假的评论信息往往通过人的经验去判断,在受骗之前不能得知真相。

对于这个问题,有效的解决方案是建立并维护用户信任网络。由用户选择所信任的用户,然后系统可以利用用户之间的信任关系在整个网络中为用户找到所需要的信息,过滤用户认为可能是虚假的信息,把有效信息推荐给用户。因此在信任网络中计算用户之间的信任度成为当今的一个研究热点。

目前关于信任传播的算法可以分为两类:一类是全局信任度计算;另一类是局部信任度计算。全局信任度计算是在整个信任网络中,某个节点的信任度的计算综合考虑了所有对该节点的信任评价,最终得到的结果是该节点在整个网络中的信任度;局部信任度计算是对任意给定的两个节点,即源节点和目标节点,利用源节点到目标节点之间的信任网络,设计传播算法并计算它们之间的信任度,最终得到的结果是源节点对目标节点的信任度。全局信任度可以用于网络节点中的信誉评估,局部信任度计算可以用于向节点进行推荐。

Kamvar<sup>[1]</sup>提出的 EigenTrust 算法属于全局信任度算法。算法提出的背景是在 P2P 网络中,由于系统使用匿名机制,因此用户会上传各种不安全的资源,如:计算机病毒、与描述不符的文件。为了解决这个问题, EigenTrust 算法利用节点上传文件的历史记录,对每个节点计算一个全局信任度。算

到稿日期:2013-06-17 返修日期:2013-07-23 本文受国家自然科学基金资助项目(60973068, 61277370),辽宁省自然科学基金(201202031),教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助课题(20090041110002)资助。

张绍武(1967-),男,博士,副教授,主要研究方向为情感分析与观点挖掘, E-mail: zhangsw@dlut.edu.cn; 林鸿飞(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为自然语言处理、文本挖掘、社会计算和情感分析; 刘晓霞(1988-),女,博士生,主要研究方向为文本挖掘; 窦彦昭(1987-),男,硕士,主要研究方向为情感分析与观点挖掘。

法首先利用节点所存储的信任节点的信息,为每个节点计算局部信任度。而对没有发生信任关系的节点之间,算法通过它所信任的节点计算对目标节点的信任度。最后算法为每个节点计算全局的信任度。

Guha<sup>[2]</sup>在2004年提出了一个信任传播的基本框架,并把用户之间的不信任关系考虑了进去。论文提出了信任可能的4种传播方式,并使用矩阵的运算来实现这4种传播方式。算法的优点是使用矩阵的迭代运算的次数代替了传播路径的长度,简化了运算的复杂度。但信任与不信任是两个维度上的变量,作者只是简单地把信任矩阵和非信任矩阵进行加权求和得到最终的信任矩阵。Golbeck<sup>[3]</sup>在2005年提出了计算信任度的TidalTrust算法。TidalTrust算法是在社交网络的环境中计算局部信任度的一个有效算法。算法综合考虑了路径的长度和信任度的大小,通过改进的广度优先算法,计算源节点对未知节点的信任度。算法首先找到所有能够到达目标节点并具有最短路径长度的所有路径,然后从所有路径中选择最大的信任度(直接邻接于目标节点的信任度的最大值)的路径,最后对所有路径得到的信任度进行加权平均,得到源节点到目标节点之间的信任度。算法的优点是结合了源节点到目标节点之间路径的长度和最小信任域值。Avesani<sup>[4]</sup>于2005年提出了MoleTrust算法。该算法和TidalTrust算法相似,设定了最大路径长度,并只考虑从源节点到目标节点长度小于最大路径长度的路径。计算过程分为两步:第一步建立从源节点到所有节点的有向无环图,并固定路径长度。第二步,利用第一步构造的图计算到目标节点的信任度;首先在图中计算路径长度为1的信任度,然后计算路径长度是2的信任值,依次进行下去,直到达到最大路径长度。最后以所有邻接于目标节点的边的信任度的均值作为源节点对目标节点的信任度。算法综合考虑了在最大路径长度的范围内的所有节点对目标节点的信任度。Massa<sup>[5]</sup>为了克服推荐系统中的冷启动问题,将信任网络引入推荐系统,使用MoleTrust<sup>[4]</sup>算法计算用户之间的信任度,并向具有较高信任度的用户推荐相关信息,取得了较好的实验效果。陈晓城<sup>[6]</sup>和Massa<sup>[5]</sup>研究的问题相似,他们结合信任传播模型和协同过滤算法,提出了基于信任传播模型的协同过滤推荐算法,同时在信任传播模型的设计上考虑了信任系数随传播路径的长度的增加而衰减的因素,与MoleTrust<sup>[4]</sup>算法相似,该算法限定了传播路径长度,综合考虑了所有从源节点到目标节点的传播路径。Ziegler等人<sup>[7]</sup>根据实际网络中的数据,通过分析用户之间的相似度与用户之间的信任关系,证明用户的信任关系和用户之间的相似度具有一定的相关性,并且如果两个用户之间具有信任关系,则这两个用户之间的相似度要比不具有信任关系的用户之间的相似度大得多。作者没有提出信任计算的方法,但通过对语料的分析所得到的经验数据对以后信任计算和推荐系统都有莫大的帮助。O'Doherty等<sup>[8]</sup>只根据典型社会网络的二分图网络结构,对网络节点对的信任关系进行预测。而Bachi<sup>[9]</sup>等从网络的整体拓扑结构入手,把信任网络分解为几个子团,在其上根据社会网络中的平衡理论来设计图挖掘算法,用以对用户之间的信任关系分类。Borgs<sup>[10]</sup>把信任关系和非信任关系运用到推荐系统中,使推荐系统更简单易行。Victor<sup>[11]</sup>也证明了推荐系统与信任传播模型相结合

的有效性。

研究者有的从图的角度去研究信任传播算法<sup>[1,3,4,8,9]</sup>,有的从矩阵的角度对其进行研究<sup>[2,12]</sup>,也有的把已有的信任传播算法用于推荐系统<sup>[5,6,10,11]</sup>。信任传播模型可以作为推荐系统的基础研究,而使用信任传播模型能够很好地解决推荐系统中的冷启动问题,所以将这两者结合的研究比较多。类似文献<sup>[7]</sup>,大部分研究者仅考虑具有信任关系的用户具有相似性,而没有从用户相似度的角度去研究用户之间的信任关系。本文从原始数据出发,在信任传播模型的基础上,提出了基于概率的信任传播模型。该模型结合了用户之间的相似度分析,并利用贝叶斯定理,通过用户之间的相似度去计算用户具有信任关系的概率。对比原来的传播模型在信任预测的精度上有了较大的提高。

本文第2节介绍论文工作的理论基础;第3节介绍算法设计;第4节介绍语料来源,实验结果及分析;最后对工作进行总结及展望。

## 2 理论基础

在展开信任的传播研究之前,我们假设信任是可以传播的,并且传播有一定的规律。本节主要介绍信任的传播规律及在实验中用到的数学理论,并在介绍传播规律的同时对我们引用的信任传播模型进行简要说明。

### 2.1 信任传播特性

1)信任在传播中具有传递特性。Guha<sup>[2]</sup>发现了信任在用户之间的原子传播特性,即如果A用户对B用户表现为强烈的信任,B用户也强烈地信任C用户,那么暗示着用户A在很大程度上对用户C表现为信任关系,如图1所示。

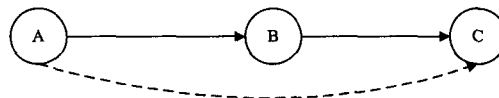


图1 信任传播特性

2)用户之间的路径越长,则其信任度越小。Golbeck<sup>[3]</sup>在论文中提到的TidalTrust算法统计了路径长度对信任预测准确率的影响,得出在信任网络中,用户之间的路径长度与信任预测准确性呈反比。

由于我们使用的是二值的信任网络,用户之间的信任关系有两种:信任和不信任。张晓城<sup>[5]</sup>在论文中提出的信任传播模型考虑到了上面介绍的两个因素,并且是在二值信任网络中使用信任传播模型。

信任传播模型<sup>[5]</sup>(TPM)的基本算法:

1)首先从源节点出发寻找目标节点。从源节点出发按照图的深度优先遍历方法,搜索目标节点。当发现一条从源节点到目标节点的路径时,标记当前路径的长度,并对当前路径长度下的路径数量加1,按照此方法继续,直到路径长度不再增加。

2)对源节点到目标节点的信任度进行计算。根据在信任网络中,信任度的大小随路径长度的增长而减小的原则,及1)所得到的信任路径的数量,对源节点到目标节点的信任度加权求和。

源节点使用 $s$ 表示,目标节点用 $t$ 表示,则使用式(1)计算信任传播模型:

$$trustScore(s,t)=\begin{cases} 1, & t \in trust(s) \\ \sum_{i=2}^t p^{i-1} |Path(i)|, & t \in U \& t \notin trust(s) \\ 0, & t \in U \end{cases} \quad (1)$$

## 2.2 贝叶斯定理

贝叶斯定理的基本思想是已知事件的条件概率密度表达式和先验概率,通过贝叶斯公式转换成后验概率,然后通过后验概率的大小进行决策分类。

设  $A_1, A_2, \dots, A_n$  为样本空间  $S$  的一个划分,  $P(A_i)$  代表事件  $A_i$  发生的概率,且  $P(A_i) > 0 (i=1, 2, \dots, n)$ 。则对任一事件  $B, P(B) > 0$ , 则有:

$$P(A_j | B) = \frac{P(B|A_j)P(A_j)}{\sum_{i=1}^n P(B|A_i)P(A_i)} \quad (2)$$

## 3 算法设计

Ziegler 等人<sup>[6]</sup>证明用户之间的信任度和用户的相似度具有相关性,并且满足下面不等式(3):

$$\forall a, b \in U, \frac{\sum_{b \in trust(a)} similar(a,b)}{|trust(a)|} \gg \frac{\sum_{t \in U - trust(a)} similar(a,c)}{|U - trust(a)|} \quad (3)$$

其中,  $U$  代表社区用户集合,  $trust(a)$  代表用户  $a$  所信任的用户集合,  $similar(a,b)$  代表用户  $a, b$  之间的相似度。

通过式(3)我们可以利用用户之间的相似度分布和用户信任网络之间的关系,计算当用户的相似度大于某个域值时用户具有信任关系的概率,并结合 TPM,判断用户是否具有信任关系。

算法步骤:

1) 计算相似度。在这里我们采用了 Pearson 相关系数作为用户的相似度值。Pearson 系数计算公式为:

$$similar(a,b) = \frac{\sum_{i \in rate(a) \cap rate(b)} (r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{b,i} - \bar{r}_b)}{\sqrt{\sum_{i \in rate(a) \cap rate(b)} (r_{a,i} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_{i \in rate(a) \cap rate(b)} (r_{b,i} - \bar{r}_b)^2}} \quad (4)$$

其中,  $rate(a)$  是用户  $a$  评论过的所有商品的集合,  $\bar{r}_a$  是用户  $a$  对商品评分的均值,  $r_{a,i}$  代表用户  $a$  对商品  $i$  的评分值。

2) 统计概率分布。对任意两个用户之间统计 Pearson 相关系数的概率,得到用户相似度的分布。本文把样本空间分为以下 4 个事件:

$A$ : 用户  $a$  和用户  $b$  具有信任关系;  $\bar{A}$ : 用户  $a$  和用户  $b$  不具有信任关系;  $B$ : 用户  $a$  与用户  $b$  相似;  $\bar{B}$ : 用户  $a$  与用户  $b$  不相似。则在用户  $a$  与  $b$  相似的条件下,用户  $a$  与用户  $b$  具有信任关系的概率为:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B|A)P(A) + P(B|\bar{A})P(\bar{A})} \quad (5)$$

3) 信任度计算。本文讨论的信任网络是二值信任网络,即存在两种用户之间的信任关系,可以使用 1 和 0 分别表示用户之间的信任关系和不信任关系。则最终基于概率的信任计算公式如下:

$$TP(a,b) = \begin{cases} 1, & trustScore(a,b) \geq \alpha \\ 1, & trustScore(a,b) < \alpha \& similar(a,b) \geq \beta \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\alpha$  代表使用信任传播模型计算结果中,两类用户的分界点;  $\beta$  代表相似度数据中两类用户的分界点,通过第二步中的相似度分布得到。

## 4 实验

### 4.1 语料来源

使用 epinion datasets 作为实验的语料,来自于 Epinions.com 电子商务网站。语料包括 49290 个用户对 139738 个商品的 664824 条评论,包含了 487181 个信任关系。用户的信任矩阵非常稀疏,少于 6 个信任关系的用户占总用户的 55.23%。

实验中我们随机选取了 10000 个用户作为实验样本,计算任意两个用户之间的相似度。计算结果的分布如图 2 所示。

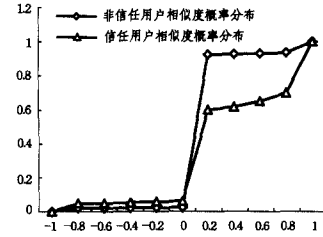


图 2 信任用户和非信任用户的概率分布图

从图 2 中可以看到相似度处于 0 附近的用户的比例较高,因为商品评价矩阵非常稀疏,导致没有相关性的用户占有较大的比例;另外,具有信任关系的用户相似度处于 0 以下的概率为 5.98%,要高于没有信任关系的用户相似度 2.24%,如果我们以相似度大于 0.2 定义为用户具有明显相似性,则前者相似用户的比例为 39.95%,远大于后者的 7.77%。

$\beta$  作为判断用户是否具有信任关系的相似度的下界,它的取值直接决定了  $P(A|B)$  的取值。对  $\beta$  取不同值时的  $P(A|B)$  的结果如图 3 所示。

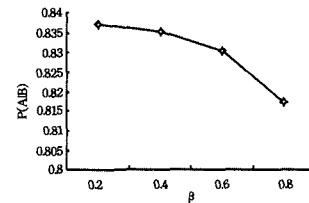


图 3  $\beta$  取不同值时  $P(A|B)$  的变化图

从上图可以观察到随着  $\beta$  的增加,  $P(A|B)$  在不断降低。在  $\beta$  增加时,  $P(B|A)$  和  $P(B|\bar{A})$  都在变小,但  $P(B|\bar{A})$  下降的速度较小,导致  $P(A|B)$  不断降低。从总趋势上来看后验概率始终在 80% 以上,这个结果可以有效地改善现有算法的准确率。

### 4.2 评价指标

由于社交网络的信任计算刚刚起步,信任网络的不同产生了不同的评价标准。实验中我们使用 S. Shekarpour<sup>[13]</sup> 提出的信任传播算法性能评价的标准:准确率、召回率、F 值。

使用  $A_t$  表示实际网络中信任用户的集合,  $B_t$  表示算法得出的信任用户的集合。则准确率可以表示为:

$$P = \frac{A_t \cap B_t}{B_t} \quad (7)$$

召回率用公式表示为:

$$R = \frac{A_t \cap B_t}{A_t} \quad (8)$$

F值的表示方法为:

$$F = \frac{2 * P * R}{P + R} \quad (9)$$

$A_d$  表示实际网络中不具有信任关系的用户集合,  $B_d$  表示算法得出的不具有信任关系的用户集合。

总体准确率公式表示为:

$$PT = \frac{A_i \cap B_i + A_d \cap B_d}{B_i + B_d} \quad (10)$$

### 4.3 实验结果

在本文设计的算法中有 3 个参数: TPM 的路径长度、衰减系数  $p$  以及用户是否具有信任关系的相似度下界  $\beta$ 。实验中样本取自原始数据, 分别在具有信任关系和不具有信任关系的数据中随机选取等数量的数据作为样本, 所以可以把  $\alpha$  取为所有计算结果的均值。在我们使用的语料中, 由用户关系数据构成的网络图具有小世界网络的性质, 信任网络中任意节点通过 5 步就可以遍历到网络中的任意一个节点。在遍历过程中, 我们发现第 5 步遍历到的用户数量占总用户数量的 0.039%, 并且由于路径长度与信任度的反比关系, 因此在实验中我们把 TPM 的最大传播路径长度设为固定值 4。

实验中, 分别从两类用户关系数据中随机地选择等数量的测试数据, 并在不同样本大小的数据集上进行对比。选择  $\beta$  从 0.2 到 0.8, 步长为 0.2,  $p$  从 0.1 到 0.9, 步长为 0.1。并使用 TPM 和 PTMP(基于概率的信任传播模型) 作对比。实验中我们选择 4.2 节介绍的准确率、召回率、F 值和总体准确率作为评价指标, 对比结果如图 4—图 7 所示。

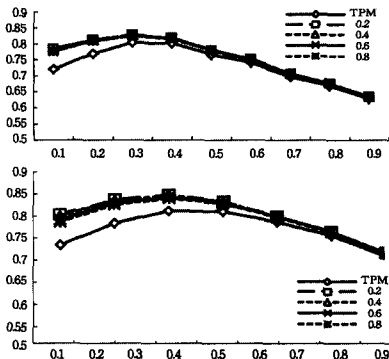


图 4 1000 个节点和 2000 个节点的总体准确率

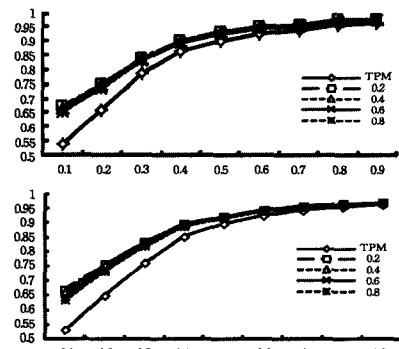


图 5 1000 个节点和 2000 个节点的召回率

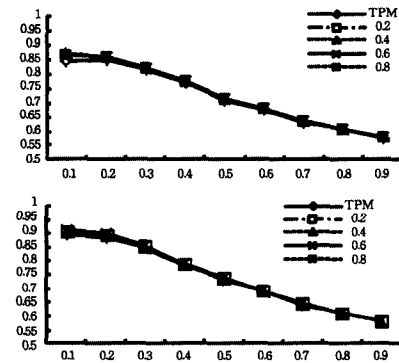


图 6 1000 个节点和 2000 个节点的准确率

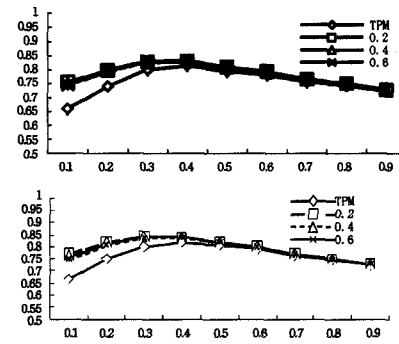


图 7 1000 个节点和 2000 个节点的 F 值

通过对比参数取不同值时的实验结果, 按样本规模, 把各个指标的最优结果及取到这些结果的参数值总结于表 1。

表 1 各指标最优结果对比

	1000					2000				
	$p$	$\beta$	Result	oldResult	$\Delta$	$p$	$\beta$	Result	oldResult	$\Delta$
PT	0.3	0.4	0.8280	0.804	0.024	0.3	0.4	0.8470	0.8185	0.0285
R	0.9	0.4	0.9780	0.9640	0.014	0.9	0.4	0.9730	0.9640	0.009
P	0.1	0.6	0.8674	0.8438	0.0236	0.1	0.6	0.9111	0.8939	0.0172
F	0.3	0.4	0.8297	0.8012	0.0285	0.3	0.4	0.8436	0.8015	0.0419

### 4.4 实验结果分析

从上节的结果可以得出, 基于概率的信任传播模型在各个指标上都优于传统的信任传播模型。说明用户的相似度可以作为信任关系判断的特征, 证明了我们选取方法的有效性。从结果可以看出, 在  $p, \beta$  取值相同的情况下, 结果受样本大小的影响较大, 并且在样本规模较大的情况下, 结果较好。另外, 当样本数目相同时, 算法随  $p$  值的改变波动较大, 在  $p$  取相同的值时, 我们算法的结果要明显高于传统的算法。

通过表 1 可以得出当  $p=0.3, \beta=0.4$  时, 算法的综合性能较好。这时总体精度和 F 值都达到最优值。从上节的图

中可以看出, 计算结果的精度随衰减系数的增加, 呈现递减的趋势; 召回率随衰减系数的增加呈现递增的趋势。精度降低说明算法将不具有信任关系的用户误判为具有信任关系。从图中可以得出结论, 当衰减系数增加时算法将更多不具有信任关系的用户判为具有信任关系。但随着衰减系数的增加算法可以找到更多具有信任关系的用户, 体现为召回率的提高。根据实际情况合理选  $p$  及  $\beta$  的取值。

**结束语** 本文结合贝叶斯条件概率公式, 提出了基于概率的信任传播模型, 并和传播的信任传播模型进行对比, 在各

(下转第 114 页)

- [J]. Journal of Systems Science & Complex, 2006, 19(2): 157-181
- [9] Cai Kai-yuan, Yin Bei-bei. Software execution processes as an evolving complex network [J]. Information Science, 2009, 179(12): 1903-1928
- [10] Crucitti P, Latora V, Marchiori M. Model for cascading failures in complex networks [J]. Phys. Rev. E, 2004, 69(4): 045104
- [11] Jacobson V. Congestion control and avoidance [J]. ACM Computer Communications Review (CCR), 1988, 18(4): 314-329
- [12] 王健, 刘衍彬, 刘雪莲. 复杂软件的级联故障建模 [J]. 计算机学报, 2011, 34(6): 1137-1147
- [13] Hyland-Wood D, Carrington D, Kaplan S. Scale-Free Nature of Java Software Package, Class and Method Collaboration Graphs [C] // The 5th International Symposium on Empirical Software Engineering, 2005
- [14] Concas G, Marchesi M, Pinna S, et al. Power-laws in a large object-oriented software system [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2007, 33(10): 687-707
- [15] Zheng Xiao-long, Zeng D, Li Hui-qian. Analyzing open-source software systems as complex network [J]. Physics A, 2008, 387(24): 6190-6200
- [16] 马于涛, 何克清, 李兵, 等. 网络化软件的复杂网络特性实证 [J]. 软件学报, 2011, 22(3): 381-407
- [17] Hou Gang, Wang Xiao-long, Zhou Kuan-jiu. Network Model Construction and Cascading Effect Analysis for Software Systems [C] // 2012 3rd World Congress on Software Engineering (WCSE 2012). Wuhan, China, 2012, 11: 9-12
- [18] Kabeko K. Period-doubling of kink-antikink patterns, quasiperiodicity in antiferro-like structures and spatial intermittency in coupled map lattices [J]. Prog. Theor. Phys, 1984, 72(3): 480-486
- [19] Dorogovtsev S N, Mendes J F F. Evolution of Networks [J]. Advances in Physics, 2002, 51(4): 1079-1187
- [20] Banova T, Mishkovski I, Trajanov D, et al. Organizations Analysis with Complex Network Theory [J]. Communications in Computer and Information Science, 2010, 83(2): 255-265
- [21] Yook S H, Jeong H, Barabási A L, et al. Weighted evolving networks [J]. Phys. Rev. Lett, 2001, 86(25): 5835-5838
- [22] Holme P, Park S M, Kim B J, et al. Korean university life in a network perspective: dynamics of a large affiliation network [J]. Physica A, 2007, 373(1): 821-830
- [23] Lynch S. Neural Networks [M]. Boston: Dynamical Systems with Applications using Maple, 2010: 395-426
- [24] Chen X G, Zhou J, Zhu Z T. Cascading failure study of urban traffic system based on CML [J]. Mathematics in practice and theory, 2009, 39(7): 79-84

(上接第 93 页)

个评价指标上均取得较好的结果,进一步证明了可以将用户相似度作为信任用户判断的特征。

但算法对所选取的信任传播模型的依赖性较强,从实验的结果中可以看出,传统的信任传播模型中衰减系数的选取对结果有较大影响,除此之外我们没有对所有的传播路径长度进行对比。如何有效地确定信任在传播过程中的衰减系数及选择合适的传播路径长度可以作为下一步的工作。

### 参 考 文 献

- [1] Kamvar S, Schlosser M, Garcia-Molina H. The Eigentrust algorithm for reputation management in P2P networks [C] // Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web. Budapest, Hungary, 2003: 640-651
- [2] Guha R, Kumar R, Raghavan P, et al. Propagation of trust and distrust [C] // Proceedings of the 13th international conference on World Wide Web. NY, USA, 2004: 403-412
- [3] Golbeck J. Computing and applying trust in Web-based social networks [D]. University of Maryland, 2005
- [4] Avesani P, Massa P, Tiella R. Moleskiing. it: a trust-aware recommender system for ski mountaineering [J]. International Journal for Infonomics, 2005
- [5] Massa P, Avesani P. Trust Metrics in Recommender Systems [M] // Computing with Social Trust. Springer London, 2009: 259-285
- [6] Chen Xiao-cheng, Liu Run-jia, Chang Hui-you. Research of collaborative filtering recommendation algorithm based on trust propagation model [C] // Computer Application and System Modeling (ICCSM). Taiyuan, China, 2010, 4: 177-183
- [7] Ziegler C, Lausen G. Analyzing Correlation between Trust and User Similarity in Online Communities [C] // Trust Management, 2004, 2995: 251-265
- [8] O'Doherty D, Jouili S, Roy P. Towards trust inference from bipartite social networks [C] // Proceedings of the 2nd ACM SIGMOD Workshop on Databases and Social Networks. Scottsdale, Arizona, 2012: 13-18
- [9] Bachi G, Coscia M, Monreale A, et al. Classifying Trust/Distrust Relationships in Online Social Networks [C] // Proceeding of the 2012 ASE/IEEE International Conference on Social Computing and 2012 ASRE/IEEE International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust. Chicago, USA, 2012: 552-557
- [10] Borgs C, Chayes J, Kalai A, et al. Tennenholtz M. A Novel Approach to Propagating Distrust [J]. Internet and Network Economics, 2010, 6484: 87-105
- [11] Victora P, Cornelisa C, Cocka M, et al. Gradual trust and distrust in recommender systems [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2009, 160(10): 1367-1382
- [12] Richters O, Peixoto T P. Trust transitivity in social networks [J]. PLOS ONE, 2011, 6: 1-14
- [13] Shekarpour S, Katebi S. Modeling and evaluation of trust with an extension in semantic web [J]. Web Semantics: Science, Services and Agents on the World Wide Web, 2010, 8(1): 26-36