

一种基于内容相似度和推荐反馈的信任模型

谢福鼎¹ 安娜¹ 黄丹¹ 刘绍海^{1,2}

(辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029)¹ (武警沈阳指挥学院教研部 沈阳 110113)²

摘要 在已有 P2P 模型的基础上提出了基于内容相似度和推荐反馈计算节点推荐值的对等网络信用模型 IPBS (Integrated-partial based similarity Trust)。该模型利用节点间的内容相似度来评价节点提供推荐服务的能力,根据每次交易的内容不同而改变节点间相似度值;同时依据节点交易历史时间和推荐反馈值自适应动态地调整节点的推荐值;实例表明,IPBS 节点间推荐值,通过参考节点内容相似度、交易历史时间和推荐反馈 3 种机制,加强了模型的动态适应能力和搜索服务的效率。

关键词 信任模型,内容相似度,推荐反馈

Trust Model Based on Content Similarity and Recommendation Feedback

XIE Fu-ding¹ AN Na¹ HUANG Dan¹ LIU Shao-hai^{1,2}

(Department of Computer Science, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)¹

(Department of Teaching Research, Command College of Armed Police Forces in Shenyang, Shenyang 110113, China)²

Abstract This paper proposed a P2P trust model-IPBS which introduces content similarity and recommendation feedback to calculate the peer's recommended values. The recommendation ability of nodes was evaluated according to content similarity between peers. The similarity was changed by the different transactions. The model can adaptively update the recommended values based on historical trade time and recommendation feedback. Experimental results demonstrate that the trust model has advantages of dynamic adaptability and is highly effective in the search efficiency.

Keywords Trust model, Content similarity, Recommendation feedback

1 引言

随着 Napster, Gnutella 等 P2P 应用系统的出现, P2P 技术在文件共享和信息搜索等方面的优势受到广泛关注,但由于 P2P 开放和动态的本质,系统的收益与风险并存^[1],因此,在 P2P 中建立一种信任机制是十分必要的,有利于保证 P2P 网络的高可用性和良性发展。

目前 P2P 领域的信任机制研究已经取得了较多的成果,1994 年,Marsh 首先针对多代理系统中的信任与合作问题,系统地阐述了信任的形式化问题^[2],为信任模型在计算机领域的应用奠定了基石;比较经典的是 Peer Trust^[3]信任模型,Peer Trust 在抑制不诚实反馈方面具有较好的信任信息有效聚合能力,但它不能有效地抑制动态策略性的欺骗行为,影响信任评价的准确性;与此同时,Abdul-Rahman^[4]等学者则从信任的概念出发,对信任内容和信任程度进行划分,提出了一种虚拟社区中信誉的信任解决方案^[5];Beth^[6]等人定义的信任度评估模型引入了经验的概念来表述和度量信任关系,并给出了由经验推荐所引出的信任度推导和综合计算公式;这些不同的研究工作从不同的角度对信任进行了探讨,提出了不同的对信任的表示形式与计算方法,为以后对信任的研究工作提供了启示和借鉴。

本文提出了基于内容相似度和推荐反馈计算节点推荐值的信用模型 IPBS(Integrated-partial based similarity Trust)。该模型利用节点间的内容相似度来评价节点提供推荐服务的能力,节点间相似度是根据每次交易的内容不同改变节点的相似度值,相似度由两部分组成,总体相似度 $I_{similar}$ 和部分相似度 $P_{similar}$,根据 $I_{similar}$ 与 $P_{similar}$ 的大小进行权值的自动调整,只有对节点间总体相似度和本次交易类信息的相似度两方面综合考虑才能体现本次交易的节点间的相似度;IPBS 通过交易时间权值来调整相应的推荐值,根据交互的结果对推荐者的推荐分配不同的权重;IPBS 节点间推荐值通过参考节点相似度、交易历史时间和推荐反馈 3 种机制,加强了模型的动态适应能力和搜索服务的效率。

全文的结构组织如下:第 2 节介绍了信任模型的基本定义以及新的节点间内容相似度的计算方法,同时阐述了基于推荐反馈可信模型全局可信值计算方法;第 3 节具体介绍基于内容相似度和推荐反馈的可信模型构造算法;第 4 节通过实例验证了算法的可行性。

2 预备知识

2.1 信任模型的基本定义

定义 1(信任) 关于信任有许多不同的定义,目前被许

到稿日期:2008-05-30 本文得到了国家自然科学基金(10771092)和‘973’项目(2004CB318000)的支持。

谢福鼎(1965—),男,博士,教授,主要研究方向为人工智能、数据挖掘;安娜(1983—),女,硕士研究生,主要研究方向为数据挖掘, E-mail: anan983@163.com;黄丹(1970—),女,博士,讲师,主要研究方向为人工智能;刘绍海(1978—),男,硕士研究生,助教,主要研究方向为网络安全、概念网络的信息挖掘。

多人认可的是 Gambetta^[7]的定义:信任是在无法监控对方行为的情况下,一个实体对另一个实体将要进行在某方面影响自己的行为的可能性之主观预测。其中信任具有如下属性:

(1)主观性:主观性反映了信任的复杂性,不同主体对同一问题的信任度有所不同。用信任策略反映信任主观性,不同主体对同一问题有不同的信任策略,因此有不同的信任程度。

(2)传递性:在信任模型中为了简化模型,一般认为信任是带约束可传递的。

(3)反对称性:A信任B,但B不一定信任A,或者两者互相信任的程度是不同的。

(4)动态性:信任与时间有关,信任度随着时间的迁移而变化。

P2P的网络中提供服务的节点称为服务点,受服务的节点称为消费节点,通常,每个节点既是服务节点又是消费节点;信任与这个实体的可靠性、诚信和性能有关,其程度依赖于实体对信任对象的直接经验和推荐信息;直接信任可以通过两个节点直接交互的经验获得,推荐信任可以从其它节点的反馈信息获得。本文用 Trust 来表示信任度的大小。

2.2 内容相似度

2.2.1 相似度的相关理论

在 P2P 环境下,节点共享的内容存在某种相似性,可以认为相似节点对某类服务的评价标准是类似的,也就是节点更应该相信与它具有相似评价标准的节点提供的推荐,因此提出一种描述节点相似度^[8]模型是非常必要的。相似度 $Similar_{ij}$ 刻画了节点 i 和节点 j 的相似程度, j 与 i 的相似度越高,说明 j 与 i 对网络中其它结点的看法越一致, j 推荐给 i 的答案 i 更愿意接受。

本文假设 P2P 网络中提供 m 种分类内容^[9],可表示为 $P_1, P_2, P_3, \dots, P_m$ 。每个节点可对任意的分类感兴趣,本文将节点的感兴趣程度量化到节点该类别信息量占该类别信息总量的百分比,即 $P_n = \frac{w_n}{W}$, w_n 为该节点含有关于第 n 类信息的信息量的数目; W 为该类别信息所含有的信息量的数目。本文用分类向量 $\vec{V}_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}\}$ 表示节点 i 所感兴趣的内容分类情况,其中 $k \in [1, m]$, $a_{ik} = 0$ 表示节点对 P_k 类不感兴趣,即不含关于类 P_k 的信息, $a_{ik} = 1$ 表示节点对 P_k 类感兴趣,即它只含有 P_k 这类信息。

2.2.2 新节点内容相似度定义

在现实生活中我们不难发现,某些人虽然与自己大部分爱好相似,但若谈及某一问题时,他却一概不知或者了解甚微,我们对他们给出的建议就不能过多相信,应该更加倾听那些与自己爱好相似也对该问题有所了解的人给出的建议;某些人虽然与自己爱好不同,平时交往不多,但若谈及他所熟知问题时,我们对他所提出的观点也应引起重视。

该现象也发生在 P2P 网络中,虽然相似的节点有共同的爱好,会更重视和关注相互间的推荐,但每次交易的内容不同对节点的推荐值也应有所改变,因此本文提出基于内容相似度和推荐反馈的可信模型构造算法度量节点间的内容相似度。节点间的相似度由两部分组成,总体相似度和部分相似度,根据总体和部分相似度的大小进行权值的自动调整。用节点分类向量 \vec{V} 的相似度来表示节点的总体相似度;节点 i

的分类向量 \vec{V}_i 与节点 j 的分类向量 \vec{V}_j 的总体相似度可以用 \vec{V}_i 与 \vec{V}_j 夹角余弦表示,总体相似度 $Isimilar_{ij}$ 可表示为:

$$Isimilar_{ij} = \frac{\vec{V}_i \cdot \vec{V}_j}{\|\vec{V}_i\|^2 \times \|\vec{V}_j\|^2} = \frac{\sum_{k=1}^m a_{ik} \times b_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m a_{ik}^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^m b_{jk}^2}} \quad (1)$$

如果两个节点的总体相似度大并不代表该节点就擅长本次交易的类信息,只有对节点间总体相似度和本次交易类信息的相似度综合考虑,才能体现本次交易的节点间的相似度,所以应根据每次交易的内容不同改变节点的相似度。基于上述考虑,本文提出了部分相似度 $Psimilar_{ij}$, $Psimilar_{ij}$ 可表示为:

$$Psimilar_{ij} = \frac{\vec{V}_i' \cdot \vec{V}_j'}{\|\vec{V}_i'\|^2 \times \|\vec{V}_j'\|^2} = \frac{\sum_{k=1}^n a_{ik}' \times b_{jk}'}{\sqrt{\sum_{k=1}^n a_{ik}'^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n b_{jk}'^2}} \quad (2)$$

其中, \vec{V}_i' 与 \vec{V}_j' 表示本次交易需提供服务的那些类的信息分类向量; n 为本次交易需提供服务类的个数。

则节点 i 与节点 j 的内容相似度定义为:

$$Similar_{ij} = \frac{Isimilar_{ij}}{Isimilar_{ij} + Psimilar_{ij}} \cdot \frac{\vec{V}_i \cdot \vec{V}_j}{\|\vec{V}_i\|^2 \times \|\vec{V}_j\|^2} + \frac{Psimilar_{ij}}{Isimilar_{ij} + Psimilar_{ij}} \cdot \frac{\vec{V}_i' \cdot \vec{V}_j'}{\|\vec{V}_i'\|^2 \times \|\vec{V}_j'\|^2} = \frac{Isimilar_{ij}}{Isimilar_{ij} + Psimilar_{ij}} \cdot \frac{\sum_{k=1}^m a_{ik} \times b_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m a_{ik}^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^m b_{jk}^2}} + \frac{Psimilar_{ij}}{Isimilar_{ij} + Psimilar_{ij}} \cdot \frac{\sum_{k=1}^n a_{ik}' \times b_{jk}'}{\sqrt{\sum_{k=1}^n a_{ik}'^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n b_{jk}'^2}} \quad (3)$$

这种定义节点间内容相似度的方法可以避免受到推荐节点固有信息的干扰,综合考虑了节点间的总体相似度和一次交易过程中所需提供服务类的部分相似度,根据这两部分相似度的大小自适应地调整其对应的权值的大小。其中 $Similar_{ij} \in [0, 1]$, 当两个节点感兴趣的分类完全相同时, $Similar_{ij}$ 值为 1; 当两节点感兴趣分类完全不同时, $Similar_{ij}$ 值为 0。

2.3 基于推荐反馈可信模型全局可信值计算方法

定义 2(节点的信任级别^[10]) 服务节点给消费节点提供资源后,消费节点根据对服务节点所提供资源的满意程度,产生信任反馈。该反馈信息直接影响服务节点的 Trust 值,如果提供优质服务 Trust 将增加,反之 Trust 将被降低受到惩罚。本文采用文献^[10]评价值的取值标准。

定义 3(推荐可信值^[11]) 每次交易后,评估者先更新自身的直接信任,然后根据直接信任评价推荐信息。依据对推荐信息的评价,对于“善意”的推荐者,提高其可信度;反之,降低其可信度。模型中,推荐节点的推荐信息的可信程度采用二元组 $\langle p, c \rangle$ 表示。交易结束后,推荐节点推荐可信值如公式:

$$p = \frac{p'c + r}{c + 1} \quad (4)$$

p 为交易后的推荐节点的推荐可信值; p' 为交易前的推荐节点的推荐可信值; c 为推荐节点为该服务节点提供推荐的次数; r 评价推荐和交易结果是否一致, 1 表示推荐和交易结果

一致,0 表示推荐值和交易结果不一致;用二元组形式表示为 $\langle \frac{p'c+r}{c+1}, c+1 \rangle$ 。

定义 4(时间衰减效应^[12]) 信任值会随着时间而减弱,交易或评价时间距离信任度计算时间越远,交易评价对信任度的影响越小,称之为时间衰减效应,其强度用时间衰减因子 $\alpha(0 < \alpha \leq 1)$ 来表示。选取一段时间为评价时间单元 ETU,在该时间单元内所有评价具有相同的时间衰减因子。

通过上述分析,节点的全局可信值为

$$Trust = \left(\sum_{n=0}^{N-1} \alpha^n * v_n \right) / \sum_{n=0}^{N-1} \alpha^n \quad (5)$$

N 为交易历史信息的时间跨度,为了使得信任尽量反映节点在最近时间内的行为,通常 N 值为 15~25; α 值越大,时间衰减效应越小,通常取 α 值为 0.9~0.95; v_n 称为第 n 个 ETU 内的等效评价价值,它是所有在这个 ETU 内和本次交易的消费节点交易过的节点提交的关于消费节点的推荐值, v_n 可表示为:

$$v_n = \sum_i (p_i * Similar_i * e_i) / \sum_i (p_i * Similar_i) \quad (6)$$

其中, p_i 为推荐节点推荐可信值; e_i 为消费节点对服务节点的评价价值; $Similar$ 为该推荐节点与本次提供服务的服务节点的相似度。

随着时间的推移,由于衰减效应和推荐可信值的改变,信任者的推荐值将趋于平稳,推荐者的推荐信息会更加符合交易的结果,通过这种自适应值的改变,信任网络有更强的健壮性和可扩展性,网络也具有更高的可信度。

3 基于内容相似度和推荐反馈的可信模型构造算法

本文提出基于内容相似度和推荐反馈的可信模型构造算法度量节点间的内容相似度,通过计算节点间的内容相似度来评价节点提供推荐服务的能力,节点间相似度是根据每次交易的内容不同改变节点的相似程度值;IPBS 通过历交易时间权重值来调整相应的推荐值,根据交互的结果对推荐者的推荐分配不同的权重。

基于内容相似度和推荐反馈的可信模型构造算法描述如下(如图 1 所示):

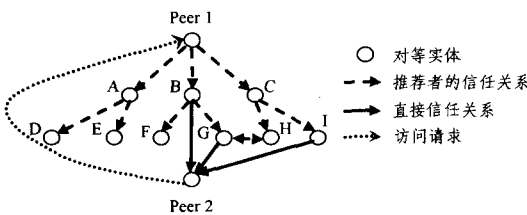


图 1 对等实体间的信任关系

Step1 peer2 向 peer1 发出访问请求;

Step2 peer1 不能直接对 peer2 的全局信任度作出评价,peer1 向与自己有信任关系的节点 $\{A, B, C\}$ 发出关于 peer2 的信任查询;

Step3 $\{A, B, C\}$ 接受来自 peer1 关于 peer2 的查询;

① A:不能提供相关推荐信息,继续把信任查询转发给与它有信任关系的节点 $\{D, E\}$,直到 $hop=0$ 为止;

hop 为计数标识,当节点跳到一个新的节点时, hop 的值

减 1;当 hop 值为 0 时,无论该分枝收集多少推荐信息,程序将返回到上层,这样可以控制搜索深度也可控制搜索时间,一般 hop 初值为 3;

② B:B 与 peer2 有直接信任关系,忽略 G 的推荐信息, $B \rightarrow peer1$ 返回其关于 peer2 的信任评价价值 e_B 及 B 与 peer2 交易的时间 $Time_B$;

③ C:不能提供相关的推荐信息,将信任查询转发给与它有信任关系的推荐者 $\{H, I\}$, $I \rightarrow C$ 返回 e_I 与 $Time_I$, $C \rightarrow peer1$ 返回其关于 peer2 的信任评价价值 e_{CI} 与 $Time_I$;

虽然 e_I 与 e_{CI} 的值相同,但意义不同, e_{CI} 表示通过两次查询得到的查询结果,当计算该分枝提供的推荐值时需考虑节点 C 与 I 的信任关系;

Step4 peer1 接收到从 $\{A, B, C\}$ 查询得到返回的信息,根据返回信息、已记录关于 A,B,C 的推荐可信值和本次交易 peer1 与 A,B,C 的内容相似度,应用式(5)和式(6)计算出此时 peer2 的全局信任度,根据计算结果 peer1 决定是否接受 peer2 的请求;

Step5 交易结束后,peer1 修改推荐节点的推荐可信值 $\langle p, c \rangle$,根据定义 3 如果交易结果和推荐信息一致 $\langle \frac{pc+1}{c+1}$,

$c+1 \rangle$,否则 $\langle \frac{pc}{c+1}, c+1 \rangle$;

Step6 消费节点 peer2 按照文献[10]提供的服务标准对服务节点 peer1 提供的服务作出评价。

4 例子

在这一部分中,我们通过实例来说明所给算法的计算过程。模拟实验的初始场景如图 1 所示服务背景为文件的上传和下载;提供的服务类型为 6 类,表 1 为节点 peer1,B,C,I 对服务内容感兴趣程度表;peer2 向 peer1 发出资源下载请求时,服务节点 peer1 通过信任查询表从 B,C 二个推荐节点的信任表中取得关于 peer2 的信任评价价值 e_B , $Time_B$ 与 e_{CI} , $Time_I$ 。

表 1 节点对服务内容感兴趣程度表

	a	b	c	d	e	f
Peer1	0.04	0.15	0.12	0.43	0	0.38
B	0.16	0.13	0	0.44	0.24	0.47
C	0.15	0	0.56	0.24	0.30	0
I	0.2	0.35	0.22	0	0.13	0.11

表 2 为通过式(1)、(2)、(3)计算得到的 $I_{similar}$, $P_{similar}$, $S_{similar}$;表 2 中 peer1 $\overset{d,f}{\leftrightarrow}$ B 表示当需要下载 d, f 类信息时,节点 peer1 与 B 的相似度关系。

表 2 节点间的内容相似度

	$I_{similar}$	$P_{similar}$	$S_{similar}$
peer1 $\overset{a,c}{\leftrightarrow}$ B	0.9050	0.3162	0.7525
peer1 $\overset{d,f}{\leftrightarrow}$ B	0.9050	0.9955	0.9524
peer1 $\overset{a,c}{\leftrightarrow}$ C	0.4182	0.9982	0.8270
peer1 $\overset{d,f}{\leftrightarrow}$ C	0.4182	0.7493	0.6310
C $\overset{a,c}{\leftrightarrow}$ I	0.5642	0.9351	0.7955
C $\overset{d,f}{\leftrightarrow}$ I	0.5642	0.8944	0.7667

从实例中可以看出:节点 peer1 与 B 的整体相似度 I_{simi}

(下转第 231 页)

结束语 本文的创新之处是提出了 HAGA 来求解 Agent 联盟问题,该算法融合并改进了遗传算法和蚁群算法两种仿生算法,实现了对这两种算法的动态衔接。HAGA 在遗传算法运行过程中加入了子代优化改进效率检测机制,使得当遗传算法对优化改进效率降低到一定程度时(即进化拟合曲线拐点处),自动终止遗传过程,从而避免 I_{GA} 无谓的增长。并且把优化解转换为较为准确的初始信息素开始蚁群算法的执行,使蚁群算法大大降低了用于形成最优解上信息素所需的迭代次数。这样利用蚁群算法正反馈、高效收敛的优势,可以在 I_{ACO} 很小的情况下迅速找到最优解。因此, HAGA 通过抑制 I_{GA} 与 I_{ACO} 无谓的增长,从而最小化 $I_{GA} \times N + I_{ACO} \times m$ 来达到提高搜索效率的目的。通过对 HAGA 复杂性分析和运行效率分析进一步说明了 HAGA 在 Agent 联盟求解问题上的优势。对比实验以及 HAGA 在 RoboCup 中的应用也都表明 HAGA 在联盟求解问题上取得较满意效果。值得一提的是本文得到的是一种通用的联盟算法,可以通过参数变化适应不同的联盟对象(比如企业动态联盟中供应商选择联盟与零售商选择联盟有很大的不同),从而充分体现出具体 Agent 联盟的特点;第二,样条逼近曲线需要大量的计算时间,必将降低遗传算法的效率,实验中我们改进了样条逼近曲线方法,由于篇幅原因不作介绍;第三,我们多次实验证明了得出的曲线拐点就是最佳的两种算法的交接点,但缺乏理论依据。

参 考 文 献

[1] 程显毅. Agent 计算 [M]. 哈尔滨:黑龙江科学技术出版社,2003
 [2] Cornforth D, Kirley M, Bossomaier T. Agent Heterogeneity and

Coalition Formation: Investigating Market-Based Cooperative Problem// IEEE Computer Society AAMAS'04. July 2004; 556-563

[3] Sandholm T W, Larson K, Andersson M R, et al. Anytime coalition structure generation with worst case guarantees // Proceedings of the 15th National conference on Artificial Intelligence. Menlo Park, AAAIPress, 1998: 46-54
 [4] Shehory O, Kraus S. Methods for task allocation via Agent coalition formation. Artificial Intelligence, 1998, 101(1-2): 165-200
 [5] Jennings N R, Dang V D. Generation coalition structures with finite bound from optimal guarantees // Proc. of the AAMAS. 2004, 2: 572-579
 [6] Zheng Jin-hua, Chen Zhen-zhou, Cai Zi-xing. Multi-Agent Coalition Formation Based on Genetic Algorithms. Computer Engineering & Science, 2004(6)
 [7] Xia Na, Jiang Jianguo, Wei Xing, et al. Searching for Agent Coalition for Single Task Using Improved Ant Colony Algorithm. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(5): 734-739
 [8] Ding J L, Chen Z Q, Yuan Z Z. On the combination of genetic algorithm and ant algorithm. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(9): 1351-1356
 [9] Li Z, Xu C P, Mo W, et al. Initialization for synchronous sequential circuits based on ant algorithm & genetic algorithm. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(8): 1276-1280
 [10] Xiong Zhi-hui, Li Si-kung, Chen Ji-hua. Hardware/Software Partitioning Based on Dynamic Combination of Genetic Algorithm and Ant Algorithm. Journal of Software, 2005, 16(4): 503-512

(上接第 217 页)

lar 为 0.9050; 当要求服务下载 a, c 类信息时, peer1 与 B 的内容相似度 Similar 为 0.7525; 当要求服务下载 d, f 类信息时, peer1 与 B 的内容相似度 Similar 为 0.9524; 同一节点 B 由于要求服务的内容不同与节点 peer1 的内容相似度也不同, 内容相似度的大小直接影响到推荐节点推荐值。

通过以上关于节点间内容相似度的分析, 应用式(5)和式(6)计算 peer2 的全局信任值。当需要下载 d, f 类信息时 peer2 全局信任值为 0.4212, 如果不考虑部分相似度 peer2 的全局信任值仅为 0.3376; 交易结束后 peer1 修改 B, C 的推荐可信度 $\langle p, c \rangle$, 同时根据文献[10] peer2 对 peer1 所提供的服务做出评价。

结束语 本文在已有 P2P 模型的基础上提出了基于内容相似度和推荐反馈计算节点推荐值的对等网络信用模型 IPBS。通过计算该节点间的内容相似度来评价节点提供推荐服务的能力, 节点间相似度是根据每次交易的内容不同改变节点的相似程度; IPBS 通过历史交易时间权值来调整相应的推荐值, 根据交互的结果对推荐者的推荐分配不同的权重, 基于上述 3 方面的考虑可以加强模型的动态适应能力和搜索服务的效率。

参 考 文 献

[1] Shaw M. Everyday dependability for everyday needs // Supplemental Proceedings of the 13th International Symposium on Software Reliability Engineering. IEEE Computer Society, 2002; 7-11
 [2] Stephen M. Formalising trust as a computational concept. Ph. D. dissertation. University of Stirling, Scotland, 1994

[3] Xiong L, Liu L. Peer Trust: Supporting reputation-based trust in peer-to-peer communities. IEEE Transactions on Data and Knowledge Engineering, Special Issue on Peer-to-Peer Based Data Management, 2004, 16(7): 843-857
 [4] Abdul-Rahman A, Halles S. A distributed trust model // Proceedings of the New Security Paradigms Workshop '97. Cumbria, U K, 1997: 48-60
 [5] Abdul-Rahman A, Hailes S. Supporting trust in virtual communities // Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences. Maui, Hawaii, 2000: 4-7
 [6] Beth T, Borcherding M, Kleinl B. Valuation of trust in open network // Proc. of the European Symp on Research in Security (ESORICS). Berlin: Springer Verlag, 1994: 13-18
 [7] Gambetta D. Trust. Oxford, Blackwell, 1990
 [8] Zeng C, Xing C X, Zhou L Z. Similarity measure and instance selection for collaborative filtering // Bakonyi P, Hencsey G, et al., eds. Proc. of the 12th Int'l World Wide Web Conf. (WWW 2003). New York: ACM Press, 2003: 652-658
 [9] 陈颖熙, 李贤有. 基于内容相似度的对等网络信用模型研究[J]. 计算机科学, 2007, 34(8)
 [10] Bobba R B, Eschenauer L, Gligor V, et al. Bootstrapping security associations for routing in mobile ad hoc networks // Proc. IEEE GLOBECOM. San Francisco, CA, Dec. 2003: 1511-1515
 [11] Zhang Lin, Xu Feng, Wang Yuan, et al. A Semantic and Time Related Recommendation-Feedback Trust Model // Second International Conference on Availability, Reliability and Security (ARES'07) IEEE. 0070-7695-2775-2/07
 [12] 石志国, 贺也平, 张宏. 一种对等计算安全性的时间自衰减信任管理算法[J]. 计算机研究与发展, 2007: 1-10