

基于马氏链的信任预测算法

张 丰¹ 王 箭¹ 赵燕飞² 杜 贺¹

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016)¹

(南京审计学院计算机科学与技术系 南京 211815)²

摘 要 由于信任评估具有模糊性和不精确性,使得基于模糊逻辑的信任度计算受到广泛关注,但是现有基于模糊逻辑的信任模型没有很好地考虑过往交易对信任度评估的影响,使得信任度计算不够准确。引入马尔科夫链来记录用户过往交易的评价值,结合一步概率与稳态概率,提出了基于马氏链的信任预测算法 MTP(Markov Trust predict Algorithm)。仿真实验表明,该算法大大提高了传统基于模糊逻辑的信任模型在信任度评估上的准确性,并通过动态调整权重来有效抑制恶意节点和摇摆节点的行为,特别是在有大量摇摆节点攻击的情况下,该算法具有较好的交易成功率。

关键词 马氏链,信任预测,模糊逻辑,交易记录

中图法分类号 TP393

文献标识码 A

Markov Model for Predicting Trust

ZHANG Feng¹ WANG Jian¹ ZHAO Yan-fei² DU He¹

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)¹

(Department of Computer Science and Technology, Nanjing Audit University, Nanjing 211815, China)²

Abstract Due to fuzzy and inaccuracy attribution of the trust evaluation, the trust calculation based on the fuzzy logic has gained more and more attention, but the existing trust models based on fuzzy logic are not very good to consider the effects of past transaction on trust evaluation, leading to insufficient accuracy of trust value computation. Markov chain was introduced to record the user the value of past trading. Combining transition probability and steady-state probability, MTP Algorithm based on Markov chains was proposed. Simulation results show that the proposed algorithm improves accuracy of trust assessment based on fuzzy logic and restrains the malicious nodes and swing nodes' attack, possesses particular effectiveness to increasing swing nodes.

Keywords Markov model, Trust prediction, Fuzzy logic, Transaction records

1 引言

随着 Web2.0 技术的迅猛发展,各种社会网络(social network)如 Facebook、Twitter 等逐步成为全球访问量最高的网站之一。社交网络使得用户可以通过网络来描述现实世界中人与人之间的关系、结交朋友以及共享资源。可靠、安全的资源共享需要利用合理的信任评价机制来保障选择可信的交易对象,因此社交网络中的信任度评估计算方法成为当前的研究热点。

目前文献中常见的信任度计算方法^[1]有:加权平均法^[2]、贝叶斯方法^[3]以及模糊推理方法^[4,5]。加权平均法是目前研究中采用最多的信任计算方法,其主要特点是易于理解,简单且容易实现,对原始评价数据没有过多的要求,但评判结果准确性不高。贝叶斯方法考察每种随机不确定现象出现结果的

可能性概率,但要求原始评价(样本)数据服从典型分布,并且方法一般较为复杂,实现的系统复杂度较高。模糊推理方法能够解决推理过程的不精确输入问题,过程较简单,容易理解且结果的准确性较高。

2005 年, Song^[4] 等人基于信任主观性、模糊性和不确定性的特点,提出了 Fuzzy Trust 方案,该方案采用模糊逻辑的方法来表示信任度,并通过模糊推理规则来计算节点的全局信誉,具有较高的恶意节点检测率。但该方案仅仅是一个原型方案,没有明确给出模糊推理的具体方法,且权重因子也难以确定,直接影响全局信誉值计算的准确性。

Hongwei Chen^[6] 和张书钦^[7] 等人提出的基于模糊综合评判的信任模型给出了具体的全局信任推荐和判决方法,但都是基于模糊矩阵的模糊综合评判,且没有给出确定权重因子的方法,不能很好地进行节点信任度的综合评判。

到稿日期:2013-06-03 返修日期:2013-08-26 本文受江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(CXZZ12_0161),中央高校基本科研业务费专项资金资助。

张 丰(1989—),女,硕士生,主要研究方向为信息安全和 P2P 网络中信任度计算, E-mail: ahfengz@sina.com; 王 箭 男,教授,博士生导师, CCF 会员,主要研究方向为应用密码学、系统安全分析与设计等; 赵燕飞(1978—),女,讲师,主要研究方向为信息安全、信任计算; 杜 贺(1984—),男,博士生,主要研究方向为信息安全、传感器网络的密钥管理、应用密码学等。

王旭方^[8]等人将模糊理论应用于 P2P 电子商务领域的信任度计算,并给出了隶属函数和权重因子的确定方法,但文中没有考虑到用户过往的交易行为对信任度的影响,仅仅把交易次数作为模糊评价的一个因素,可能会导致文件提供者先通过多次小金额的诚实服务来提高信任度后再进行一次大金额的恶意欺骗。因此,仅仅把交易次数作为模糊评判的因素不能很好地抑制恶意欺骗行为,会导致交易成功率下降。

Hussian^[9]等人考虑以往交易记录对信任度评估的影响,提出了一种基于模糊逻辑的时间相关、上下文相关的信任模型。该模型采用马氏链对候选交易主体进行信任评估,文中对选定的时间域平均分段,计算每一个时间分段内的信任度,用每一个时间分段内的信任度来替代该时间段内交易主体的信任度,这一系列连续时间段的信任值构成对应于连续时间区间内的马尔科夫链。该方案考虑了过往交易评价对信任评估的影响,但文中采用均等的时间分段来构造马氏链,使得在计算第 N 次交易的交易主体信任值时不能利用第 $N-1$ 次交易时得到的数据,加大了计算的复杂度;同时该方案同等看待每一次的交易评价,没有考虑到对恶意节点的惩罚以及交易时间先后对信任度的影响。基于上述问题,本文提出一种基于马氏链的信任预测算法——MTP,该算法的优势主要在以下几个方面。

1)在评估信任值时不仅考虑此次交易的上下文,同时考虑了信任的发展趋势,用马尔科夫链的稳态概率来表示信任的发展趋势,综合一步概率和稳态概率,更精确地描述节点的信任值。

2)采用基于交易次数的分段方法,增强了信任度计算中数据的重用性,简化了计算的复杂性。

3)考虑对节点行为的惩罚激励机制,引入自适应的惩罚激励因子,增强对恶意节点的打击力度,尤其是对摇摆节点的打击力度。

本文将信任度评估分成两部分:信任评价和信任预测。信任评价是指在一次交易之后对用户本次交易的行为给出综合评判。信任预测是指在一次交易之前对用户本次交易行为的可信度进行预测。本文采用文献[4]中的 Fuzzy Trust 方案和文献[6,7]中给出的多因素模糊评判算法得到单次交易的信任评价(见图 1(a)),通过马氏链记录以往交易的信任评价,依据本文给出的 MTP 算法对单次交易评价进行聚合,得到对节点的信任预测(见图 1(b))。

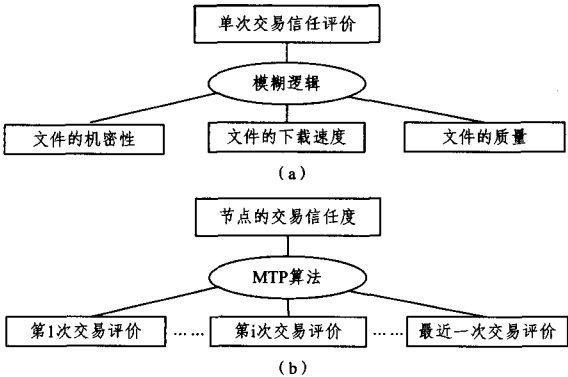


图1 信任模型

2 马氏链定理

定理 1 在有限齐次马氏链中,不存在零常返状态,也不

可能所有状态都是非常返状态,从而不可约的有限齐次马氏链的状态都是正常返的。

定理 2 非周期不可约的正常返链,具有唯一的平稳分布,且此平稳分布就是转移概率的极限。

$$\{1/\mu_j\}, \{1/\mu_j\} = \pi_j, \bar{\pi} = P^T \bar{\pi}$$

式中, $\bar{\pi}$ 为平稳分布概率向量, P 为马氏链的马尔科夫矩阵。

3 基于马氏链的信任预测算法(MTP)

每一次交易结束后,用户针对本次交易采用文献[4]中的 Fuzzy Trust 方案和文献[6,7]中给出的多因素模糊评价算法计算出本次交易的综合评判 v 。考虑社交网络中共享信息的特点,给出因素集 U {文件的机密性,文件的质量,文件的下载速度},综合评判集 V {完全信任,信任,一般信任,不信任,完全不信任}, $v \in V$ 。

使用马尔科夫链来建模信任度可以更好地反映信任的动态性,提供一种记录用户交易评价的方法,同时更好地表现用户相邻两次交易评价的相关性。如果一个节点需要对候选节点进行信任预测,该节点必须根据对候选节点之前交易行为的评价值建立交易马氏链,计算其转移概率矩阵和稳态概率矩阵,综合转移概率和稳态概率得到当前时刻对候选节点的信任预测值。

3.1 建立交易马氏链

每个用户在本地保存一张表,表中记录了与该用户存在历史交易的节点所有的前期交易行为,同时记录每次交易对应的交易评价价值、交易时间和惩罚激励因子。表项中的交易评价价值是采用单次交易评判方法得到的信任综合评判值,交易信任表的具体内容如表 1 所列。

表 1 节点的交易信任表

节点名称	交易评价价值	交易时间	惩罚激励因子
Alice	4	2013. 3. 17	0. 3
Bob	3	2013. 3. 16	0. 2
Carl	4	2013. 3. 14	0. 4
David	3	2013. 3. 17	0. 4
.....			

在信任表中搜寻候选节点的交易表项,将这些交易依时间顺序排列,我们采用基于交易次数的分段方法,将相邻两次交易看作是一个分段,每次交易后计算的信任评价价值作为自本次交易到下次交易这一时间分段内的评价价值,这一系列连续时间分段的信任值构成了信任的马尔科夫链。第 4 节证明了基于次数的分段方法提高了数据的重用率,减少了信任度计算和存储的复杂性。

3.2 建立当前状态矩阵

当前状态矩阵展示了当前时间段的信任值。文中使用 5 个信任等级来衡量用户的信任度,因此当前状态矩阵是一个 1×5 的矩阵,分别对应着信任度的 5 个等级,用 1 表示当前状态下用户的信任等级,其他元素用 0 表示。当前时间段的信任值即为最近一次交易的交易评价价值,记当前状态矩阵为 Q 。

3.3 建立马尔科夫转移矩阵

一个给定节点的马尔科夫转移矩阵代表着依据记录在马尔科夫链中的以往交易行为来估算在未来的交易中一个节点从一个信任等级转到另一个信任等级的可能性。本文将 5 个信任等级作为马尔科夫链的 5 个状态,马尔科夫转移矩阵中

的元素代表着该节点从对应行所代表的等级转移到对应列所代表的等级的可能性。我们综合以往两节点交易中该节点从等级 i 转移到等级 j 的次数占总次数的比率、时间衰减因子、惩罚激励因子, 计算在某一时刻节点从一个等级 i 转移到另一个等级 j 的可能性。假设初始状态所有转移概率均符合均匀分布, 即初始状态 $p_{ij} = 1/v$, v 为交易评判的等级数, 在文中 $v=5$ 。第 N 次交易后马尔科夫转移矩阵的元素 P_{ij}^N 依据式 (1) 得到:

$$P_{ij}^N = \frac{\sum_{k=1}^N C_{ij}^k \times \gamma^{N-k} \times PIA_A^k(B)}{\sum_{j=1}^5 \sum_{k=1}^N C_{ij}^k \times \gamma^{N-k} \times PIA_A^k(B)} \quad (1)$$

式中, γ 为时间衰减因子, $PIA_A^k(B)$ 为惩罚激励因子, 如果在马尔科夫链中第 k 次和第 $k+1$ 交易评价分别为 i 等级和 j 等级, 则 $C_{ij}^k = 1$, 反之 $C_{ij}^k = 0$ 。同时该马尔科夫矩阵考虑了信任的时间衰减以及其缓慢增长、快速降低的特点, 因此可更好地惩治节点的欺骗行为。记马尔科夫转移矩阵为 M 。

3.3.1 时间衰减因子

人们总是更重视距当前较近的交易, 节点的近期行为更能反映节点的信任度, 随着交易的进行, 越早完成的交易对当前信任值计算的影响越小, 因此在计算信任值时需对其进行更多的折扣。文中通过交易间隔次数来表述时间衰减因子, 交易间隔次数作为衰减因子更能真实反映节点的信任度, 杜绝上面所提的欺骗行为, 且可以重复利用之前的数据, 显著地减少了计算量。

为了解决时间因子对交易评价的影响, 我们定义时间衰减率, 用 γ 表示, 考虑到交易行为的时间衰减因子, 在节点 A 与节点 B 进行第 N 次交易计算之前, 第 k 次交易所产生的信任值需进行 γ^{N-k} 的折扣, $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ 的取值依据相应的信任评估系统对当前交易评价的重视程度, 越重视当前交易, γ 的值越接近 0, 反之越接近 1。

3.3.2 惩罚激励因子

上述仅仅通过时间衰减来修正信任值的算法等看待诚实交易和恶意交易对信任评价的影响程度, 这不符合人类社会的信任形成机制。人类社会的信任总是缓慢增加、快速降低的, 也就是说通过多次诚实交互建立的信任在几次失败交易后就会丧失。为了更合理地描述信任度, 更好地体现信任的这种慢增长、快降低的特性, 同时有效打击恶意节点特别是摇摆节点的交易行为, 文中引入自适应的激励惩罚因子 $PIA_A^k(B)$ 来实现对交易行为的惩罚与激励, $PIA_A^k(B)$ 定义如下:

$$PIA_A^k(B) = \begin{cases} PIF_A^k(B), & val_A^k(B) = 1, 2, 3 \\ 1 - PIF_A^k(B), & val_A^k(B) = 4, 5 \end{cases}$$

上式中 $PIF_A^k(B)$ 表示正激励因子, 定义如下:

$$PIF_A^k(B) =$$

$$\begin{cases} 1, & val_A^k(B) = 1, 2 \text{ 且 } PIF_A^{k-1}(B) \geq 1 - \Delta\varphi \\ PIF_A^{k-1}(B) + \Delta\varphi, & val_A^k(B) = 1, 2 \text{ 且 } PIF_A^{k-1}(B) < 1 - \Delta\varphi \\ PIF_A^{k-1}(B), & val_A^k(B) = 3 \\ PIF_A^{k-1}(B) - \Delta\phi, & val_A^k(B) = 4, 5 \text{ 且 } PIF_A^{k-1}(B) > \Delta\phi \\ 0, & val_A^k(B) = 4, 5 \text{ 且 } PIF_A^{k-1}(B) \leq \Delta\phi \end{cases}$$

$val_A^k(B)$ 为第 k 次交易 A 对 B 的信任评价等级, 分别用 1, 2, 3, 4, 5 表示 {完全信任, 信任, 一般信任, 不信任, 完全不信任} 5 个等级。 $PIA_A^k(B)$ 为惩罚激励因子, $\Delta\phi$ 为交易成功事务激励参数, $\Delta\phi$ 为交易失败事务惩罚参数。为了达到信任的

缓慢增加、快速降低的效果, $\Delta\varphi < \Delta\phi$, 通过惩罚激励函数能够更好地惩治和遏制恶意节点特别是摇摆节点的欺骗行为。

3.4 马尔科夫稳态概率

在非周期不可约的有限齐次马氏链中, 马尔科夫矩阵的稳态概率描述了马尔科夫链的发展趋势。我们在评估未来节点行为信任度时引入马氏链稳态概率, 将稳态概率和一步转移概率进行加权平均得到对节点的信任值。实验表明把马氏链的发展趋势作为评估节点的信任度的一个因子能够提高信任度计算的准确性。

此处的马氏链为有限齐次马氏链, 设第 k 次交易后马氏链的转移矩阵为 P_k , 由上一节给出的马尔科夫转移矩阵的计算方法得到对于任何一次交易 i 有 $p_{ii} > 0$, 因此该马氏链是非周期的。由第 2 节中的定理 1 知该链是正常返的, 正常返的有限齐次马氏链由定理 2 知该链具有唯一平稳分布, 稳态概率向量 $\vec{\pi} = (\pi_1, \pi_2, \pi_3, \pi_4, \pi_5)$, π_j 表示不论系统初始为何种状态, n 充分大时, 转移到状态 j 的概率近似于 π_j , 即 $\lim_{n \rightarrow \infty} p_{ij}^{(n)} = \pi_j$ 。

3.5 信任预测矩阵

从马尔科夫链中构造出马尔科夫转移矩阵 M 、当前状态矩阵 Q 和稳态概率矩阵 $\vec{\pi}$ 后, 我们根据式 (2) 得出节点的信任预测矩阵 T :

$$T = \mu_1 Q + \mu_2 \vec{\pi} \quad (2)$$

上式将稳态概率作为衡量信任度的一个因子, 通过加权一步转移概率和稳态概率得到信任预测矩阵, 其中 $\mu_1 + \mu_2 = 1$ 。从信任预测矩阵中选取可能性最高的信任等级作为对此次交易节点的信任预测等级。一个节点仅仅选择与信任预测等级为完全信任和信任两个等级的节点进行交易。这种加权一步转移概率和平稳概率的方法既考虑了用户信任的上下文属性, 也考虑了信任的动态发展趋势。实验结果表明, 该方法具有较高的交易成功率。

4 算法性能改进分析

文献[9]提出了用马氏链来建模信任度并给出了采用均等时间分段来构造马氏链的算法。每一次交易前, 节点均需要根据当前的交易时间选定时间域, 重新计算每个时间段内的信任度, 重新构造和计算马尔科夫链的转移矩阵, 加大了计算的复杂性。我们希望利用第 $N-1$ 次交易的马尔科夫转移矩阵更新第 N 次交易的马尔科夫转移矩阵, 为此本文采用基于交易次数的分段方法来构造马氏链, 可以使用第 $N-1$ 次交易构造的马尔科夫转移矩阵来更新第 N 次交易的马尔科夫转移矩阵, 增强了数据的重用性, 有效地简化了信任度的计算。下面给予说明:

第 N 次交易后马尔科夫矩阵的元素为:

$$P_{ij}^N = \frac{\sum_{k=1}^N C_{ij}^k \times \gamma^{N-k} \times PIA_A^k(B)}{\sum_{j=1}^5 \sum_{k=1}^N C_{ij}^k \times \gamma^{N-k} \times PIA_A^k(B)}$$

下面我们记:

$$STA_{ij}^N = \sum_{k=1}^N C_{ij}^k \times \gamma^{N-k} \times PIA_A^k(B)$$

$$WT_{ij}^N = \sum_{j=1}^5 \sum_{k=1}^N C_{ij}^k \times \gamma^{N-k} \times PIA_A^k(B)$$

P_{ij}^N 表示在第 N 次交易后马尔科夫转移矩阵中 P_{ij} 元素的值。

$$STA_{ij}^N = \sum_{k=1}^N C_{ij}^k \times \gamma^{N-k} \times PIA_A^k(B)$$

$$\begin{aligned}
&=C_{ij} \times PI_A^N(B) + \sum_{k=1}^{N-1} C_{ij} \times \gamma^{N-k} \times PI_A^k(B) \\
&=C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma \sum_{k=1}^{N-1} C_{ij} \times \gamma^{N-1-k} \times PI_A^k(B) \\
&=C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma STA_{ij}^{N-1} \\
WT_{ij}^N &= \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^N C_{ij} \times \gamma^{N-k} \times PI_A^k(B) \\
&=C_{ij} \times PI_A^N(B) + \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^{N-1} C_{ij} \times \gamma^{N-k} \times PI_A^k(B) \\
&=C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma WT_{ij}^{N-1} \\
P_{ij}^N &= \frac{STA_{ij}^N}{WT_{ij}^N} = \frac{C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma STA_{ij}^{N-1}}{C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma WT_{ij}^{N-1}}
\end{aligned}$$

对于每次交易前计算出的马尔科夫矩阵有 $WT_{ij}^{N-1}=1$, $P_{ij}^{N-1}=STA_{ij}^{N-1}$, 因此上式中

$$\begin{aligned}
P_{ij}^N &= \frac{STA_{ij}^N}{WT_{ij}^N} \\
&= \frac{C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma STA_{ij}^{N-1}}{C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma WT_{ij}^{N-1}} \\
&= \frac{C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma P_{ij}^{N-1}}{C_{ij} \times PI_A^N(B) + \gamma}
\end{aligned}$$

从上述证明中可以看出在计算第 N 次交易的马尔科夫转移矩阵时可以利用第 $N-1$ 次交易马尔科夫转移矩阵的数据进行更新, 简化了计算的复杂性。同时在此方案中每个节点的本地数据结构(见表 1)仅需要保存两个节点最近一次交易得到的马尔科夫转移矩阵、最近一次交易的交易评价、惩罚奖励因子即可, 不需要存储所有节点的所有交易行为, 大大简化了原方案的数据存储量。

5 仿真实验

为了观察该算法的性能, 笔者在单机环境下基于 VC++ 仿真了对等文件共享网络, 仿真环境为 4GB 内存, Window7 平台, 系统初始时设置了 1000 个节点, 5000 个不同版本的文件, 每个节点从中随机持有 20 个文件。在使用文献[6, 7]的方法进行单次交易评判时, 选取因素集 $U=\{U1, U2, U3\}$, $U1$ 为文件的机密性, $U2$ 为文件的质量, $U3$ 为文件的下载速度。评价集 $V=\{5(\text{完全信任}), 4(\text{信任}), 3(\text{一般信任}), 2(\text{不信任}), 1(\text{完全不信任})\}$, 选取权重因素集 $W=\{0.4, 0.3, 0.3\}$, 效用函数中 $\alpha=0.5, \beta=0.5, \gamma=1000$, 隶属函数 $A(u)$ 中取 $a=3, b=6, c=8$ 。

5.1 交易成功率

我们把每次交易后的信任评价向量和此次交易前计算得到的信任预测向量的夹角作为衡量交易偏差程度的评判标准, 第 k 次交易前信任预测向量为 $\vec{p}_k$, 第 k 次交易后信任评价向量为 $\vec{p}_k'$, 此次交易的偏差程度记为 $Issuccess_k$, 通过式(3)计算得到。

$$Issuccess_k = \frac{\vec{p}_k \cdot \vec{p}_k'}{\|\vec{p}_k\|^2 * \|\vec{p}_k'\|^2} = \frac{\sum_{m=1}^n a_{km} * b_{km}}{\sqrt{\sum_{m=1}^n a_{km}^2} * \sqrt{\sum_{m=1}^n b_{km}^2}} \quad (3)$$

此处我们设定偏差门限 $lock$, 如果 $Issuccess > lock$, 则此次交易成功, 否则此次交易失败。交易成功率用 $successrate$ 表示, 式(4)给出了 $successrate$ 的计算方法。

$$successrate = \frac{\sum Issuccess > lock}{\sum Issuccess} \quad (4)$$

图 2 为恶意节点比率为 5%、摇摆节点比率为 10%、 $lock=0.9$ 时 3 种算法在交易次数对交易成功率的影响方面的比较。

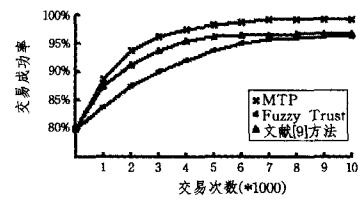


图 2 交易次数对交易成功率的影响

从图 2 实验结果分析得出：

1. 由于 Fuzzy Trust 方案没有考虑过往交易评价对信任预测的影响, 因此方案在交易次数不断增加的情况下交易成功率增长缓慢, 但同时方案考虑到对恶意节点的打击, 因此最终信任度收敛在一个相对较高的水平。

2. 在交易次数相对较少的情况下, MTP 方案相比文献[9]的方法具有更高的交易成功率, 说明在计算信任度时综合转移概率和稳态概率能够更准确地表示信任评价价值。

3. 在交易次数相对增多的情况下, 由于 MTP 方案考虑到对恶意节点的抑制, 特别是对摇摆节点行为的抑制, 因此交易成功率较文献[9]中的方法有所提升。

5.2 MTP 算法对摇摆节点的抑制

摇摆节点是信任度评估中典型的攻击手段。为了模拟该模型对摇摆节点信任度评估的实验结果, 文中把所有节点分为 3 类, 分别为诚实节点、摇摆节点和恶意节点。摇摆节点通常通过很多次不重要的交易增加信任度后通过一次重要的恶意交易来达到目的。表 2 和表 3 分别给出了实验模拟 5000 次交易后 3 种节点被选择交易的次数以及信任等级分布的具体实验数据。图 3 和图 4 通过图的方式直观地呈现了表中的数据。通过图 3 和图 4 可以看出, MTP 算法对于诚实节点、摇摆节点和恶意节点都有良好准确的评价结果, 对于摇摆节点选择交易的次数和信任等级都接近于恶意节点。由此可以看出, 该算法提高了基于模糊逻辑的信任评价模型的准确性, 同时基于交易评价动态修改转移矩阵对摇摆节点具有很好的抑制作用。

表 2 5000 次交易后 3 类节点交易次数表

节点属性 \ 实验次数	诚实节点	摇摆节点	恶意节点	摇摆节点交易比例
I	4917	53	30	1.06%
II	4910	55	35	1.1%
III	4930	43	27	0.86%

表 3 5000 次交易后 3 类节点的信任等级分布表

节点属性 \ 信任等级	完全信任	信任	一般	不信任	完全不信任
诚实节点	1527	317	6	0	0
摇摆节点	0	0	3	25	72
恶意节点	0	0	0	2	48

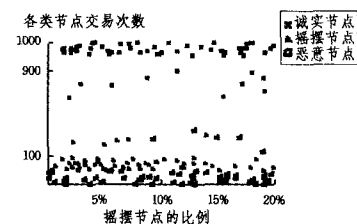


图 3 5000 次交易后 3 类节点的交易次数

参考文献

- [1] Abiteboul S, Buneman P, Suci D. Data on the Web, From Relations to Semistructured Data and XML [M]. Burlington, USA: Morgan Kaufmann, 1999
- [2] Bray T, Paoli J, Sperberg-McQueen C M, et al. Extensible Markup Language (XML) 1.0 (Fifth Edition) [EB/OL]. <http://www.w3.org/TR/2008/REC-xml-20081126/>, 2008
- [3] Gao Shu-di, Sperberg-McQueen C M, Thompson H S. XML Schema Definition Language (XSD) 1.1 Part 1: Structures [EB/OL]. <http://www.w3.org/TR/2012/REC-xmlschema11-1-20120405/>, 2012
- [4] Benedikt M, Fan Wen-fei, Geerts F. XPath satisfiability in the presence of DTDs [J]. Journal of the ACM, 2008, 55(2): 1-79
- [5] Rahm E, Bernstein P A. A survey of approaches to automatic schema matching [J]. The VLDB Journal, 2001, 10(4): 334-350
- [6] Barbosa D, Mignet L, Veltri P. Studying the XML Web: gathering statistics from an XML sample [J]. World Wide Web, Internet and Web Information Systems, 2005, 8(4): 413-438
- [7] Bex G J, Neven F, Van den Bussche J. DTDs versus XML Schema: a practical study [C]// WebDB. 2004: 79-84
- [8] Martens W, Neven F, Schwenck T, et al. Expressiveness and Complexity of XML Schema [J]. ACM Transactions on Database Systems, 2006, 31(3): 770-813
- [9] Sahuguet A. Everything you ever wanted to know about DTDs, but were afraid to ask [C]// WebDB. 2000: 171-183
- [10] Bex G J, Gelade W, Neven F, et al. Learning deterministic regu-

lar expressions for the inference of schemas from XML data [J]. ACM Transactions on The Web, 2010, 4(4): 1-32

- [11] Bex G J, Neven F, Schwenck T, et al. Inference of concise regular expressions and DTDs [J]. ACM Transactions on Database Systems, 2010, 35(2): 1-47
- [12] Chen Hai-ming, Lu Ping. Assisting the design of XML Schema: diagnosing nondeterministic content models [C]// APWeb. 2011: 301-312
- [13] Brüggemann-Klein A, Wood D. One-unambiguous regular language [J]. Information and Computation, 1998, 142(2): 182-206
- [14] García P J, Vidal E. Inference of k-testable languages in the strict sense and application to syntactic pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(9): 920-925
- [15] Freydenberger D D, Kötzing T. Fast learning of restricted regular expressions and DTDs [C]// ICDT. 2013: 45-56
- [16] Cormen T H, Leiserson C E, Rivest R L, et al. Introduction to Algorithms [M]. Cambridge, USA: The MIT Press, 2001
- [17] Garofalakis M, Gionis A, Rastogi R. XTRACT: Learning document type descriptors from XML document collections [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2003, 7(1): 23-56
- [18] Rissanen J. Modeling by shortest data description [J]. Automata, 1978, 14(5): 465-471
- [19] Min J-K, Ahn J-Y, Chung C-W. Efficient extraction of schemas for XML documents [J]. Information Processing Letters, 2003, 85(1): 7-12

(上接第 158 页)

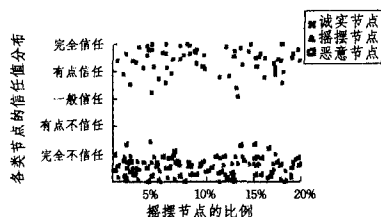


图 4 5000 次交易后 3 类节点的信任等级分布

结束语 本文在基于模糊逻辑的信任评判模型的基础上增加了对交易记录的聚合预测算法。算法基于多因素模糊逻辑推理规则对每次交易评价进行模糊评判,通过马尔科夫链记录用户的历史交易,使用转移分布和平稳分布来表示用户的信任预测矩阵。实验表明该算法具有较高的信任预测准确性,同时考虑交易的时间衰减和惩罚激励机制动态的修改转移矩阵,使得该模型对摇摆节点具有更好的抑制作用。

参考文献

- [1] 李勇军,代亚非. 对等网络信任机制研究[J]. 计算机学报, 2010, 33(3): 390-405
- [2] Sepandar D K, Mario T S, Hector G M. The EigenTrust algorithm for reputation management in P2P networks [C]// Pro-

ceedings of the 12th International Conference on World Wide Web. Budapest Hungary, 2003: 640-651

- [3] Wang Yao, Julita V. Bayesian Network-Based Trust Model [C]// IEEE/WIC Int. Conf. on Web Intelligence. 2003: 2-7
- [4] Song S, Hwang K, Zhou R, et al. Trusted P2P transactions with fuzzy reputation aggregation [J]. Internet Computing, IEEE, 2005, 9(6): 24-34
- [5] 唐文,陈钟. 基于模糊集合理论的主观信任管理模型研究[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1401-1408
- [6] Chen H W, Ye Z W. Research of P2P trust based on fuzzy decision-making [C]// Computer Supported Cooperative Work in Design, 2008. CSCWD 2008. 12th International Conference. 2008: 793-796
- [7] 张书钦,杨永田. 对等网络中基于模糊集信任和声望模型[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2005, 26(6): 764-766
- [8] 王旭方,吴昊. 一种基于模糊理论的 P2P 电子商务信任模型 [J]. 微计算机信息, 2012(1): 122-123
- [9] Hussain, Khadeer F, Chang E J, et al. Markov model for modeling and Managing dynamic trust 3rd IEEE Int. Conf. on Industrial Informatics. 2005: 725-733
- [10] 叶尔骝,张德平. 概率论与随机过程 [M]. 北京: 科学出版社, 2005: 209-212