

一种基于射线投影法的信任管理模型 *

李 正^{a,b}, 郭玉翠^a, 周亚建^b

(北京邮电大学 a. 理学院; b. 信息安全中心, 北京 100876)

摘 要: 针对现有信任管理模型在普适性和扩展性方面的不足,建立了一种基于射线投影法的信任管理模型。该模型定义了推荐可信度和风险因子,给出了交易额、相关性因子、衰减因子和连续奖惩因子的计算方法,利用公共存储区域优化节点的运算量和存储空间。仿真实验表明,本模型提高了信任的预测精度,增强了区分不同行为节点的能力,在满足模型普适性和扩展性的同时,能够准确地识别恶意节点,保证了模型的有效性和健壮性。

关键词: 信任; 信任管理模型; 灰预测; 射线投影法; 推荐可信度; 风险因子

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)02-0672-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.02.072

Trust management model based on radial projection algorithm

LI Zheng^{a,b}, GUO Yu-cui^a, ZHOU Ya-jian^b

(a. School of Science, b. Information Security Center, Beijing University of Posts & Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Aiming at the lack of universality and scalability in current trust management models, this paper proposed a trust management model based on the radial projection algorithm. This model defined the recommendation credibility degree and risk factor, and gave the formulas of transaction amount, correlation factor, attenuation factor and continuous reward factor. It used the public storage area to save nodes' computation and introduced storage space. The simulation and analysis results show this model not only improves the prediction accuracy of trust to meet universality and scalability, but also enhances the ability to distinguish between nodes of different acts, which can accurately identify malicious nodes, to ensure effectiveness and robustness.

Key words: trust; trust management model; grey predication; radial projection algorithm; recommendation credibility degree; risk factor

0 引言

随着计算机技术的飞速发展,网络的安全隐患使计算机网络系统面临着巨大威胁,从而使信息安全问题越来越受到人们的重视。传统的安全机制大都基于密码技术发展而来,随着多元化的安全需求,网络交互涉及的信任问题越来越多,信任管理遂成为研究的热点问题。

在信息安全体系中,信任管理属于行为安全的范畴,而信任是信任管理机制的基础。信任是信任主体对信任客体能够按照预想完成某种行为及其能力的综合期望,反映了实体之间一方对另外一方行为和能力的综合评价。信任是动态变化的,是经过不断的行为交互和经验积累形成的,可以用信任值来度量。信任主体对信任客体的信任可以直接获得,也可以通过推荐获得。目前,各种网络中的信任问题主要是通过建立信任管理模型来解决的。信任管理模型是一个对信任关系进行创建和管理的框架,主要包括明确信任属性、信任计算方法、信任值计算和信任评估等。已有的信任管理模型大致可以分为:基于策略的信任管理模型和基于声誉(信誉、声望)的信任管理模型。在基于策略的信任管理模型中,实体使用公钥技术来验证对其他实体的信任程度;而在基于声誉的信任管理模型中,实

体则通过观察实体在网络中的行为来评估该实体是否值得信任。本文主要讨论基于声誉的信任管理模型。基于声誉的信任管理模型是将实体间的信任关系具体量化,信任的评估通过实体间的交互记录(实体行为的直接观测以及其他实体提供的意见等方式得到)。在基于声誉的信任管理模型中,一般把实体间的交互行为称做节点间的交易。目前,研究者已经提出了许多信任管理模型来得到节点的具体信任值,主要有基于贝叶斯理论的信任管理模型^[1]、基于主观逻辑的信任管理模型^[2]、基于证据理论的信任管理模型^[3]、基于模糊逻辑的信任管理模型^[4]和灰色理论的信任管理模型^[5]等。在文献[6]中,作者提出了一个被称为 ReTrust 的信任管理模型,该模型根据交易情况定义了一个映射函数,给出了具体量化和更新推荐者可信度的数学表达式,同时引入风险因素,将节点间的信任程度和信任的不确定性统一起来;在文献[7]中,MDHTTrust 信任管理模型将信任属性扩展到多维空间中,定义了多维交易历史向量,给出了局部和全局的多维因子计算方法,形成了具有相关性因子的信任度,具有较快的信任收敛速度;在文献[8]中,作者在中维属性的基础上,将灰色系统理论应用到信任模型中,通过定义信任评价等级灰类及其白化权函数计算节点各个属性的灰色评价权,结合层次分析法计算属性权重,给出节点

收稿日期: 2011-07-19; **修回日期:** 2011-08-29 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60973146);山东省自然科学基金资助项目(ZR2009GM036)

作者简介: 李正(1986-),男,山东菏泽人,硕士研究生,主要研究方向为信任管理、数据安全(L1986ZH1025@163.com);郭玉翠(1962-),女,教授,硕导,博士,主要研究方向为信任管理、偏微分方程;周亚建(1971-),男,副教授,硕导,博士,主要研究方向为移动通信、信息安全等。

灰色综合信任值及信任等级灰类;在文献[9]中,作者将灰色预测理论中的 GM(1,1) 模型应用到信任管理模型中,根据节点历史信任信息的变化特性预测出节点下一次交易的信任值,并结合预测信任值给出了节点信任值的更新机制,解决了信任管理模型在受诸多不确定因素的影响且历史信任信息稀少的情况下,信任难以预测或者预测精度不高的问题。但 GM(1,1) 模型适用于具有较强指数规律的序列,只能描述单调的变化过程。

为了弥补文献[9]中模型的不足,提高信任的预测精度,本文在多维交易历史的基础上,通过引入交易额、定义风险因子,用灰色预测理论中的射线投影算法建立了一个信任管理模型;同时为了减少推荐过程中节点的运算量和信息的存储空间,引用公共存储区域存储节点的推荐信息。

1 射线投影法的基本原理

射线投影法^[10]主要基于相似性原理,即在环境、条件、原因、状态等相同或相近的情况下,所得到的结果也相同或者相似。具体在信任管理系统中,如果节点的当前行为与其过去的某第*i*次的行为相似,在不考虑其他额外因素的影响下,其下一次的行为趋势将与第*i*+1次的行为相同或相似,且相似程度和当前行为与第*i*次行为的相似程度呈正比例变化。对于将来行为的预测,应尽可能多地参照过去相似的行为。于是,利用相似性原理,可得到如下灰色射线投影算法:

已知 $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 为 n 个数值组成的序列,由此预测 x_{n+1} 的值。步骤如下:

a) 将 x 映射为斜率是 $(x_i - x_{i-1})$ 的折线段(图 1),用 $f(t) = (x_i - x_{i-1})(t - i + 1) + x_{i-1} (t \in [i - 1, i], i = 2, 3, \dots, n)$ 表示,各段 $[i - 1, i]$ 的斜率 $k_i = x_i - x_{i-1}$ 。

b) 从 $k_2, k_3, \dots, k_{n-1}$ 中选取与 k_n 同符号的斜率分别与 k_n 进行比较,将绝对差 $d_j = |k_n - k_j|$ 按从小到大的顺序排列,并标记向量 (d_j, j, l) 。其中: j 表示原序列的第 $j - 1$ 段, l 表示从小到大排序后第 $j - 1$ 段的位置。如果与 k_n 同符号的斜率较多,可以根据一定的百分比或者 d_j 小于某个给定的阈值来选择与 k_n 接近程度很高的 k_j 。

c) 按照 l 的顺序,依次选取 k_{j+1} ,以 x_n 为端点、 k_{j+1} 为斜率作射线与 $t = n + 1$ 相交于 $x'_l, x'_l = x_n + k_{j+1}$,标记为 (x'_l, l) 。

d) 设 $I_m = \min \{x'_l\}, I_M = \max \{x'_l\}$,取 $[I_m, I_M]$ 作为 x_{n+1} 的一个预测区间, $l = 1$ 的 x'_l 可以作为预测 x_{n+1} 的白化值。当有多个 $l = 1$ 时,取这些 x'_l 的重心作为预测 x_{n+1} 的白化值。

2 射线投影法信任管理模型

在本文的信任管理模型中,根据节点的属性或者节点间交易次数的多少将整个网络划分为多个不同的逻辑子网,网络中的任意节点仅属于唯一的逻辑子网中。新加入的节点由网络根据地理位置按照就近原则随机地分配在一个逻辑子网中。每个逻辑子网中的节点拥有公共的存储区域。该存储区域可以是一个单独的存储服务器或节点,也可以是子网中某个节点独立出的存储空间。节点的直接信任向量存储在节点的数据表中,推荐信任向量存储在公共存储区域的数据表中。

定义 1 直接信任向量。它是节点 $peer_i$ 与节点 $peer_j$ 之间

存在历史交易经验的直接信任关系,用 Ud_{ij} 表示。 Ud_{ij} 的数据结构如式(1)所示:

$$Ud_{ij} = (ID_j, V_{ij}, SM_{ij}, d[e_{ij}]) \tag{1}$$

其中: ID_j 是 $peer_j$ 的标志, $ID_j = (psa_A, peer_j)$, psa_A 是 $peer_j$ 的公共存储区域; $V_{ij} (\in R)$ 是 $peer_j$ 向 $peer_i$ 提供的交易额; $d[e_{ij}] (\in N^+)$ 是标志位,用于记录 $peer_i$ 与 $peer_j$ 连续交易状态的次数; SM_{ij} 是交易满意度评价矩阵。

$$SM_{ij} = ((S_{ij}^{(1)}, t_1), (S_{ij}^{(2)}, t_2), (S_{ij}^{(3)}, t_3), \dots, (S_{ij}^{(n)}, t_n))^T$$

其中: S_{ij} 是 $peer_i$ 对 $peer_j$ 的交易满意度评价, n 是交易次数, t 是交易开始的时刻。在每次交易完成后, $peer_i$ 对 $peer_j$ 在整个交易过程中的表现及交易结果记录一个反映满意度的评价,以衡量 $peer_j$ 提供服务的质量状况。

定义 2 推荐信任向量。它是节点 $peer_i$ 和推荐节点 $peer_k$ 之间的推荐信任关系,用 Ur_{ik} 表示。 Ur_{ik} 的数据结构如式(2)所示:

$$Ur_{ik} = (ID_i, ID_k, CL_{ik}) \tag{2}$$

其中: CL_{ik} 是推荐满意度评价向量, $CL_{ik} = (C_{ik}^{(1)}, C_{ik}^{(2)}, C_{ik}^{(3)}, \dots, C_{ik}^{(n)})^T$; C_{ik} 是 $peer_i$ 对 $peer_k$ 的推荐满意度评价, n 是推荐次数。假如 $peer_j$ 是 $peer_k$ 推荐的节点,在每次交易完成后, $peer_i$ 根据与 $peer_j$ 的交易情况,对 $peer_k$ 的推荐结果记录一个反映满意度的评价,以衡量 $peer_k$ 的推荐能力及推荐的可信程度。

当节点需要某种资源时,向自身数据表中的节点发送资源请求;收到请求的节点若含有这种资源,返回交易响应,反之,返回推荐响应或不响应;如果请求节点收到推荐响应,则向推荐节点的公共存储区域请求推荐节点的推荐信任信息。具体过程如图 2 所示。

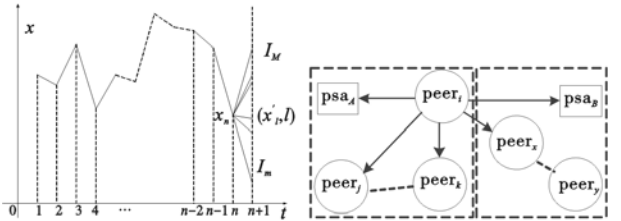


图1 射线投影法原理示意图

图2 交易过程示意图

$Peer_i$ 分别向 $peer_j$ 、 $peer_k$ 和 $peer_x$ 发送资源请求。 $Peer_j$ 返回交易响应,响应信息包含交易响应标志码和 ID_j ; $peer_k$ 和 $peer_x$ 返回推荐响应, $peer_k$ 的响应信息包含推荐响应标志码、 ID_j 、 $peer_k$ 直接信任节点列表和 $peer_k$ 对 $peer_j$ 的直接信任信息, $peer_x$ 的响应信息包含推荐响应标志码、 ID_j 、 $peer_x$ 直接信任节点列表和 $peer_x$ 对 $peer_j$ 的直接信任信息。 $Peer_i$ 在收到 $peer_k$ 的推荐响应后,向公共存储区域 psa_A 请求 $peer_k$ 的推荐信任信息;在收到 $peer_x$ 的推荐响应后,向公共存储区域 psa_B 请求 $peer_x$ 的推荐信任信息。直接信任信息由节点根据直接信任向量计算得出,推荐信任信息由公共存储区域根据推荐信任向量计算得出。请求资源的节点在收到响应节点和公共存储区域的响应信息后,通过计算比较节点间信任值的大小决定最终交易的节点。一般情况下,节点在选择交易节点时,逻辑子网内的节点的优先级别略高。

2.1 信任值的计算

信任值是节点间综合信任的定量表示,也是节点间信任关系的最终度量,是节点选择交易节点的依据。综合信任是对节

点间直接信任和通过推荐获得间接信任的综合评价。

定义 3 信任值。它是节点 $peer_i$ 对节点 $peer_j$ 的综合信任程度,用 T_{ij} 表示, T_{ij} 的计算公式如式(3)所示:

$$T_{ij} = \mu_{ij} \cdot [\lambda_{ij} DT_{ij} + (1 - \lambda_{ij}) RT_{ij}] \quad (3)$$

其中: DT_{ij} 是 $peer_i$ 对 $peer_j$ 的直接信任值; RT_{ij} 是 $peer_i$ 对 $peer_j$ 的间接信任值; λ_{ij} 是权重因子,表示 $peer_i$ 与 $peer_j$ 的直接信任对综合信任的影响程度, $\lambda_{ij} (\in [0, 1])$ 的值由 $peer_i$ 与 $peer_j$ 的交易次数决定。如果两个节点的交易次数比较多,彼此之间的直接信任关系相对稳定,那么两个节点的信任关系以直接信任为主,直接信任值的权重比较大;反之,若两个节点的交易次数比较少或者没有交易记录,那么两个节点的信任关系以间接信任为主,直接信任值的权重比较小。 μ_{ij} 是环境指数,表示网络带宽、传输速率、时间延迟等客观网络因素对综合信任的影响程度, $\mu_{ij} (\in (0, 1))$ 的值可以由应用程序或相应软件监测得出。

2.1.1 直接信任值的计算

直接信任是节点通过历史交易经验获得与交易节点的直接信任关系。其值是节点间直接信任的定量表示。本文定义的直接信任值与交易满意度和风险因子有关。

定义 4 直接信任值。它是节点 $peer_i$ 对节点 $peer_j$ 的直接信任程度,用 DT_{ij} 表示,计算公式如式(4)所示:

$$DT_{ij} = e^{-\alpha_{ij}} \cdot \overline{S_{ij}} \quad (4)$$

其中: α_{ij} 是 $peer_i$ 与 $peer_j$ 交易的风险因子; $\overline{S_{ij}}$ 是 $peer_i$ 对 $peer_j$ 的交易满意度,它是一个预测值,由交易满意度评价 S_{ij} 计算得出。

1) 交易满意度的计算 在交易满意度评价矩阵 SM_{ij} 中,对于评价向量 $SL_{ij} = (S_{ij}^{(1)}, S_{ij}^{(2)}, S_{ij}^{(3)}, \dots, S_{ij}^{(n)})^T, S_{ij}^{(l)} (l = 1, 2, 3, \dots, n)$ 是节点 $peer_i$ 对节点 $peer_j$ 在 $t_l (t_1 < t_2 < t_3 < \dots < t_n)$ 时刻交易的满意度评价,由前 n 次交易满意度评价,根据射线投影法,可得到第 $n+1$ 次交易满意度评价预测值 $\overline{S_{ij}^{(n+1)}}$ 。然后将 $\overline{S_{ij}^{(n+1)}}$ 作为当前时刻 $peer_i$ 对 $peer_j$ 的交易满意度 S_{ij} ,用以计算 $peer_i$ 对 $peer_j$ 的直接信任值。

2) 风险因子的计算

定义 5 风险因子。它是节点 $peer_i$ 与节点 $peer_j$ 进行交易的风险系数,用 α_{ij} 表示,计算公式如式(5)所示:

$$\alpha_{ij} = \arccot V_{ij} / \pi \quad (5)$$

其中: V_{ij} 是 $peer_j$ 向 $peer_i$ 提供的交易额。在每次交易完成后, $peer_i$ 对 $peer_j$ 提供的交易量 v_{ij} 进行加权累加得到 V_{ij} 。

3) 交易额度的计算 在每次交易完成后,节点 $peer_i$ 根据交易过程及结果对节点 $peer_j$ 进行满意度评价,得到交易满意度评价 S_{ij} 。与先前得到的交易满意度评价预测值 $\overline{S_{ij}}$ 相比,会产生评价误差 $\Delta S_{ij} = |\overline{S_{ij}} - S_{ij}|$ 。因此,根据灰色预测理论的精确性,参照实际情况,可以设定一个适当的误差阈值 δ 。当 $\Delta S_{ij} < \delta$ 时, $peer_i$ 认为 $peer_j$ 的行为是在 $peer_i$ 预期范围的正确行为;反之,若 $\Delta S_{ij} > \delta$, $peer_i$ 认为 $peer_j$ 的行为是超出 $peer_i$ 预期范围的不良甚至恶意的行为。令

$$e_{ij} = \begin{cases} 1 & \Delta S_{ij} \leq \delta \\ -1 & \Delta S_{ij} > \delta \end{cases}$$

$$\text{则} \quad \begin{cases} V_{ij}^{(l)} = \gamma_{ij} V_{ij}^{(l-1)} + \frac{e_{ij}^{(l)} \omega_{ij} V_{ij}^{(l)}}{(t_l - t_{l-1})} & l = 1, 2, 3, \dots, n \\ V_{ij}^{(0)} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中: γ_{ij} 是衰减因子, $\gamma_{ij} = \frac{(t_{l-1} - t_0)}{(t_l - t_0)}$,表示 $peer_i$ 与 $peer_j$ 的历

史交易经验对未来两节点的交易影响随时间衰减的特性; ω_{ij} 是连续奖惩因子, $\omega_{ij} = \sqrt{\ln d[e_{ij}] + 1}$,表示 $peer_i$ 与 $peer_j$ 的连续 $d[e_{ij}]$ 次交易,如果全部在 $peer_i$ 的预期内, $peer_i$ 提高 $peer_j$ 的交易权重以示奖励,反之, $peer_i$ 降低 $peer_j$ 的交易权重以示惩罚。在每次交易完成后,标志位 $d[e_{ij}]$ 自动判断 e_{ij}^l 与 e_{ij} 的大小, $d_l[e_{ij}] = \begin{cases} d_{l-1}[e_{ij}] + 1, & e_{ij}^l = e_{ij} \\ 1, & e_{ij}^l \neq e_{ij} \end{cases}$,然后重置 $e_{ij} = e_{ij}^l$ 。

2.1.2 间接信任值的计算

间接信任值是节点间间接信任的定量表示。间接信任是节点通过推荐节点获得与交易节点的间接信任关系。假设节点 $peer_i$ 是信任主体,节点 $peer_k$ 是推荐节点(推荐节点的集合记为 K),节点 $peer_j$ 是被推荐节点。本文定义的间接信任值不仅和 $peer_k$ 对 $peer_j$ 的直接信任值有关,而且和 $peer_i$ 对 $peer_k$ 的推荐可信度有关;推荐可信度越高, $peer_i$ 对 $peer_k$ 的可信程度越高,对 $peer_j$ 的信任程度越高。

定义 6 间接信任值。它是节点 $peer_i$ 对节点 $peer_j$ 的间接信任程度,用 RT_{ij} 表示,计算公式如式(7)所示:

$$RT_{ij} = \frac{\sum_{k \in K} RT_{ij}^{(k)}}{|K|} \quad (7)$$

$$RT_{ij}^{(k)} = \frac{m_{ik}}{M_k} \cdot \beta_{ik} \cdot DT_{kj} \quad (8)$$

其中: $RT_{ij}^{(k)}$ 是 $peer_i$ 通过 $peer_k$ 获得的对 $peer_j$ 的间接信任值; $|K|$ 是集合 K 中推荐节点的数目; m_{ik} 是同时与 $peer_i$ 和 $peer_k$ 存在直接信任值的节点数目; $\frac{m_{ik}}{M_k}$ 表示 $peer_i$ 与 $peer_k$ 的相关程度,即相关性因子; β_{ik} 是 $peer_i$ 对 $peer_k$ 的推荐可信度,它与推荐满意度评价 C_{ik} 有关,通过 DT_{ik} 计算得出。

定义 7 推荐可信度。它是节点 $peer_i$ 对 $peer_k$ 推荐的节点的可信程度,用 β_{ik} 表示,计算公式如下:

$$\beta_{ik} = \begin{cases} \frac{\cosh(1 - \frac{\Delta C_{ik}}{\xi})}{2} \cdot DT_{ik} & \Delta C_{ik} \leq \xi \\ 0 & \Delta C_{ik} > \xi \end{cases} \quad (9)$$

其中: $\Delta C_{ik} = |\overline{C_{ik}} - C_{ik}|$ 。 $\overline{C_{ik}}$ 是推荐满意度,根据射线投影法由推荐满意度评价向量 $CL_{ik} = (C_{ik}^{(1)}, C_{ik}^{(2)}, C_{ik}^{(3)}, \dots, C_{ik}^{(n)})^T$ 得到的 $peer_i$ 对 $peer_k$ 的推荐满意度评价预测值; C_{ik} 是平均推荐满意度评价。

$$C_{ik} = \begin{cases} \frac{\sum_{h \in H} \sum_{r=1}^w C_{hk}^{(r)}}{|H|} & \left| \frac{\sum_{r=1}^n C_{ik}^{(r)}}{n} - \frac{\sum_{h \in H} \sum_{r=1}^w C_{hk}^{(r)}}{|H|} \right| \leq \varepsilon \\ \frac{\sum_{r=1}^n C_{ik}^{(r)}}{n} & \left| \frac{\sum_{h \in H} \sum_{r=1}^w C_{hk}^{(r)}}{|H|} - \frac{\sum_{r=1}^n C_{ik}^{(r)}}{n} \right| > \varepsilon \end{cases} \quad (10)$$

其中:节点 $peer_h$ 是提供推荐满意度评价的节点,集合 H 是 $peer_h$ 的集合, $|H|$ 是 H 中节点的数目, w 是 $peer_h$ 提供推荐满意度评价的次数, $\sum_{h \in H} w$ 即为 $peer_k$ 提供推荐的次数, ξ, ε 是阈值。

当节点与选择的交易节点完成交易后,节点根据与交易节点的交易情况,给出交易节点的交易满意度评价和推荐节点的推荐满意度评价。交易满意度评价以直接信任向量的形式记录在节点的数据表中;推荐满意度评价反馈至节点的公共存储区

域,以推荐信任向量的形式记录在公共存储区域的数据表中。

为了减少节点和公共区域的运算量,节省交易时间,可以根据实际情况设定一个阈值,节点只采用直接信任值大于某个阈值的推荐节点推荐的节点信息。

3 仿真实验及结果分析

本文采用 MATLAB 对提出的信任管理模型进行了仿真实验。实验根据节点的不同行为特征将网络节点分为三种类型:

a) 正常节点,即满意度评价较高 (>0.5) 且评价值波动范围小的节点,这类节点经常提供良好服务;

b) 波动节点,即评价值波动范围大的节点,此类节点提供的服务质量不稳定,有时提供良好服务,有时存在恶意行为;

c) 恶意节点,即满意度评价较低且评价值波动范围小的节点,这类节点经常存在恶意行为。

文章在网络环境相同的情况下,对 100 个节点间的 2000 次交易进行了统计分析,其中良好节点 30 个、波动节点 60 个、恶意节点 10 个。假定每个节点的初始信任值为 0.5,且每次交易量相同, $\delta=0.1, \xi=0.2, \varepsilon=0.2$ 。考虑到节点近期交易对信任值的影响比较大,所以分别选取交易次数最多的三类节点的最近 30 次交易信息作为源数据。

1) 满意度评价预测精度的比较 满意度评价预测精度的高低决定节点交易成功率的大小,交易成功率的大小决定节点信任值的大小。因此,有效地提高满意度评价的预测精度,能够使节点提高识别恶意节点的能力。

灰色预测是通过原始数据的处理和灰色模型的建立,发现和掌握系统发展规律,对系统的未来状态作出科学的定量预测。GM(1,1)模型^[9]适用于具有较强指数规律的序列,只能描述单调的变化过程。但是信任管理系统是一个动态的时变系统,节点间的交易和评价作为信任管理系统的行为特征量,具有一定的随机波动性,它的发展呈现某种变化趋势的非平稳随机过程。对于非单调的摆动发展序列或具有饱和状态的 S 形序列,GM(1,1)模型的预测精度受到了一定的限制。而射线投影法利用相似性原理,在保证较强指数规律的序列的预测精度的同时,也满足了非单调的摆动发展序列或具有饱和状态的 S 形序列的预测精度。

正常节点和恶意节点的评价值波动范围小,是具有趋近于单调变化的非波动节点。本文分别使用射线投影法和 GM(1,1)模型对源数据中波动节点和非波动节点的交易满意度评价进行了预测,预测精度如表 1 所示。

表 1 交易满意度预测精度的比较

节点类型	射线投影法预测精度	GM(1,1) 预测精度
非波动节点	0.971 9	0.973 7
波动节点	0.968 5	0.942 2

表 1 表明,对于非波动节点的交易满意度,射线投影法和 GM(1,1)模型具有较好的预测精度;而对于非单调摆动发展的波动节点的交易满意度,射线投影法的预测精度优于 GM(1,1)模型的预测精度。

2) 不同行为节点的信任值变化 在信任管理模型中,节点的行为决定节点信任值的大小。因此,不同行为的节点具有不同的信任值变化。这为节点识别恶意节点提供了有效依据。

本文对源数据中三类节点的信任值进行了统计分析,统计

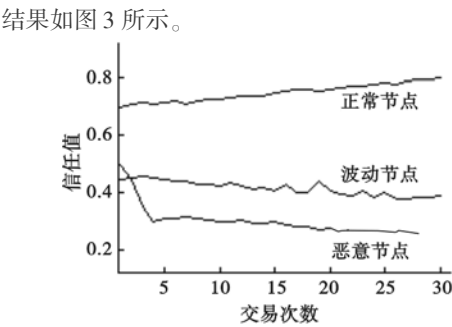


图3 不同行为节点的信任值变化

图 3 表明,正常节点的信任值较高且呈现上升趋势;波动节点的信任值呈现下降趋势;恶意节点的信任值较低,所以交易次数比较少(20 次),信任值略微下降,但变化不明显。

仿真实验表明,预测精度的提高和区分不同行为节点的能力的增强,使节点能够准确地识别恶意节点,保证了本模型的有效性和健壮性。

4 结束语

本文设计了一种基于射线投影法的信任管理模型。该模型在多维交易历史的基础上引用射线投影法,通过设置公共存储区域减少了节点的运算量和存储空间;同时考虑多种因素对信任的影响,弥补了已有模型的一些不足,提高了信任的预测精度,使模型在通用性和有效性方面得到增强。但本模型建立在节点之间具有一定信任关系的前提下,对具体信任关系的初始化将是下一步笔者对本模型的研究重点。

参考文献:

[1] QI Jian-jun, LI Zeng-zai, WEI Ling. A trust model based on Bayesian approach[C]//Proc of the 3rd International Atlantic Web Intelligence Conference. [S. l.]: Springer, 2005: 374-379.

[2] WANG Yong, DAI Gui-ping, JIANG Zheng-tao, et al. Group trust model based on subjective logic[J]. Journal on Communications, 2009, 30(11): 8-14.

[3] WANG Jin, SUN Huai-jiang. A new evidential trust model for open communities[J]. Computer Standards & Interfaces, 2009, 31(5): 994-1001.

[4] TAJEDDINE A, KAYSSI A I, CHEHAB A, et al. Fuzzy reputation-based trust model[J]. Applied Soft Computing, 2009, 11(1): 345-355.

[5] QIN Yan-lin, WU Xiao-ping, HU Wei. Trust mechanism in grid based on grey system theory[C]//Proc of International Conference on Electrical and Control Engineering. [S. l.]: IEEE Press, 2010: 5777-5780.

[6] 田春岐, 邹仕洪, 王文东, 等. 面向 P2P 网络应用的基于声誉的 trust 管理模型[J]. 通信学报, 2008, 29(4): 63-68.

[7] 谭振华, 王兴伟, 程维, 等. 基于多维历史向量的 P2P 分布式信任评价模型[J]. 计算机学报, 2010, 33(9): 1725-1733.

[8] 张徐, 高承实, 戴青, 等. 网络环境下基于灰色理论多属性综合信任评价模型[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(6): 2148-2150.

[9] 张徐, 高承实, 戴青, 等. 网络环境下基于灰预测的信任评估模型[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(1): 81-83.

[10] 陈勇明, 周勇, 唐六华. 灰色预测的射线投影算法及其应用[J]. 统计与决策, 2007(1): 13.