

# DWATrust: 一种基于“二次加权法”的 P2P 网络动态综合信任模型

饶 岫 王 勇

(桂林电子科技大学计算机科学与工程学院 桂林 541004)

**摘 要** 针对现有的 P2P 网络信任模型在聚合节点信任值时对节点行为的差异性与动态性考虑不足,提出了一种基于“二次加权法”的 P2P 网络动态综合信任模型——DWATrust。该模型在对节点进行评价时,首先通过引入“时序立体数据表”来记录节点在过去某几段时间内不同评价指标下的评价得分,然后通过“熵值法”分别计算出各个时间段内各个节点对于各个评价指标的不同权值并进行第一次加权综合,得到各个节点在不同时间段内的综合信任值。最后,通过求解一个“非线性规划问题”计算出各个时间段的权值并进行第二次加权综合,得到各个节点在整个时间段上的综合信任值。由此可见,该模型不仅充分考虑到交易上下文及节点上下文的动态变化对节点信任值的影响,而且引入时间粒度来反映这种变化。仿真实验表明,该模型可以较好地识别节点进行周期性振荡欺骗等恶意行为,从而大大改善 P2P 网络的交易成功率。

**关键词** P2P, 动态综合评价, 二次加权法, 时序立体数据表

**中图分类号** TP393 **文献标识码** A

## DWATrust: Doubly Weighted Average Based Dynamic Comprehensive Trust Model for P2P Network

RAO Shen WANG Yong

(School of Computer Science & Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract** According to the existing P2P network's deficiency of inadequately considering the difference and the dynamic in peers' behavior when aggregating peer trust values, a new dynamic comprehensive trust model (DWATrust) was proposed. In this model, a Multi-dimensional Time Series are firstly applied to record evaluations on peers in some past time segments responding to different indexes. Secondly, the different weight for each evaluation index in each time segment is computed by "Entropy Method" and then the first comprehensive weighted evaluation result in different time segment can be obtained. Finally, the time weight for different time segment can be computed by resolving a nonlinear programming problem and then the second comprehensive weighted evaluation is carried out to obtain the final trust value. Hence, this model not only takes into the consideration that the dynamic changes in transaction context and peer context will influent the peer trust value, but also employs time granularity to reflect the changes. Simulation experiment shows that the model can well identify the malicious peer behavior such as taking strategy to proceed periodic oscillation cheating and then improve the improve transaction success rate.

**Keywords** P2P, Dynamic comprehensive evaluation, Doubly weighted average, Multi-dimensional time series

## 1 引言

P2P 网络环境固有的分布性、匿名性和动态性 3 大特点导致加入其中的节点行为的差异性和动态性。据 Gnutella<sup>[1]</sup> 统计,70% 的用户不共享任何文件,接近 50% 的文件查询命令中仅有 1% 的 Gnutella 用户;据 Kazaa<sup>[2]</sup> 的研究表明,有超过 50% 的音频文件被污染<sup>[3]</sup>。同时,不负责任的用户随意地中止(文件上传)服务,使得服务质量无法得到较好的保证。因此,必须构建有效的机制来规范 P2P 网络中节点的行为,提高 P2P 服务的可用性,并促使节点进行有效的协作和合理使用网络资源。

为了能够适应 P2P 网络环境的多样性和异构性,并以动

态的方式反映节点行为及交易上下文的时空变化,本文提出了一种基于“二次加权法”的 P2P 网络动态综合信任模型——DWATrust。模型首先通过“时序立体数据表”来记录各个节点在不同时间段、不同评价指标下的信任得分。由于在对节点进行信任评价时综合考虑了多个因素对节点信任值的影响,可以有效地避免节点利用小交易积累信任,从而在大交易上进行欺骗的恶意行为;其次,通过“熵值法”分别计算出各个时间段内不同评价指标的权向量以及各个时间段的权向量。由于权值的大小会随着网络中节点行为的改变而改变,并且权值的确定是以“最大限度地体现节点之间的差异性”为准则,可以动态地反映不同节点之间行为的差异性;最后,通过基于“时间度”的概念求解一个“非线性规划问题”计算出对

到稿日期:2010-07-07 返修日期:2010-10-11 本文受国家自然科学基金资助项目(60872022)资助。

饶 岫(1986-),女,硕士生,主要研究方向为计算机网络与安全,E-mail:santyl73997713@yahoo.com.cn;王 勇(1964-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机网络技术与应用、信息安全、计算智能等。

于不同时间段的不同重视程度,因此不仅可以衰减掉懒惰节点通过少数交易而积累到的信任值,而且可以有效地避免节点采用某种策略进行周期性振荡欺骗的恶意行为。

本文第2节分析了相关工作,着重分析了不同的信任模型对节点行为差异性 & 动态性的不同处理方式;第3节详细介绍了我们提出的信任模型及相应的实现策略;第4节给出了信任模型的仿真实验结果及分析;最后总结全文并指出下一步的研究工作。

## 2 相关工作

基于信任关系的时空特性,即节点之间的信任关系,不仅会随着时间的变化而衰减,而且会随着节点行为及环境的变化而变化,许多科研人员纷纷投入到动态信任模型的研究当中。例如 Xiong 和 Li<sup>[4]</sup> 等人提出了一种利用置信因子来综合局部声誉和全局声誉的信任机制——PeerTrust。该模型虽然引入了对交易的评价、节点与其他节点交易次数、提供评价的节点的可信度、交易上下文和社区上下文这5个影响信任度量的信任因素以应对虚假评价,但没有给出信任因素的度量方法及置信因子的确定方法。常俊胜<sup>[5]</sup> 等在 PeerTrust 的基础上提出了一种基于时间帧的动态信任模型——DyTrust,该模型不仅使用时间帧标示出经验和推荐的时间特性,而且引入了近期信任、长期信任、累积滥用信任和反馈可信度4个参数来计算节点信任度。然而,该模型没有给出对不同时间重视程度的确定函数。张骞<sup>[6]</sup> 等则针对现有信任模型粒度过于粗糙,不能很好地解决同一 Peer 节点在不同领域、不同方面的可信度计算等问题,提出了一种新的 Peer-to-Peer 环境下的多粒度信任模型——MGM,并给出该模型的数值分析和

分布式实现方法。但是该模型没有考虑时间与信任值之间的关系。Yu 等<sup>[7]</sup> 则针对节点之前的差异性提出了一个加权大多数算法 WMA (Weighted Majority Algorithm),通过对不同推荐者的推荐分配不同的权重,以聚合相应的推荐,并根据交互的结果来动态地调整相应权重,但同样没有针对时间的动态性进行研究。除此以外,SWRTrust<sup>[8]</sup>,TW-Trust<sup>[9]</sup> 等模型也纷纷对信任的时空特性进行了研究,并做出了卓越的贡献。但大多数模型都只是主观地定义时间因子和评价因素权重,没有考虑到时间及评价因素指标的权重是由网络中所有节点的行为来共同确定的;而且,信任的权衡是相对的,如果一个节点企图利用积累的信任进行欺骗,虽然相对于其自身来说只是消耗了部分信任,但是相对于网络中的其他善意节点来说,它就变得不可信了。因此,提出了一种基于“二次加权法”的动态信任模型,通过“时序立体表”及“熵值法”来客观地计算不同时间段内评价指标的不同权重以及各个时间段的权重向量,并最终基于节点的差异性和动态性计算出各个节点之间的综合信任关系。

## 3 DWATrust

### 3.1 基本概念

**定义1(时序立体数据表)** 在现实生活中,随着时间的推移与数据的积累,人们开始拥有大量按时间顺序排列的平面数据表序列。这样一组按时间顺序排列的平面数据表序列就像一个数据匣,称之为时序立体数据表,并记为  $\{x_{ij}(t_k)\}$ , 如表1所列<sup>[10]</sup>。本文则通过时序立体数据表来记录节点在不同时间段上对所有与其有过直接交易的节点在不同指标下的评价得分。

表1 时序立体数据表

系统	$t_1$				$t_2$				...	$t_k$			
	$x_1$	$x_2$	...	$x_m$	$x_1$	$x_2$	...	$x_m$		$x_1$	$x_2$	...	$x_m$
$S_1$	$x_{11}(t_1)$	$x_{12}(t_1)$	...	$x_{1m}(t_1)$	$x_{11}(t_2)$	$x_{12}(t_2)$	...	$x_{1m}(t_2)$	...	$x_{11}(t_k)$	$x_{12}(t_k)$	...	$x_{1m}(t_k)$
$S_2$	$x_{21}(t_1)$	$x_{22}(t_1)$	...	$x_{2m}(t_1)$	$x_{21}(t_2)$	$x_{22}(t_2)$	...	$x_{2m}(t_2)$	...	$x_{21}(t_k)$	$x_{22}(t_k)$	...	$x_{2m}(t_k)$
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
$S_n$	$x_{n1}(t_1)$	$x_{n2}(t_1)$	...	$x_{nm}(t_1)$	$x_{n1}(t_2)$	$x_{n2}(t_2)$	...	$x_{nm}(t_2)$	...	$x_{n1}(t_k)$	$x_{n2}(t_k)$	...	$x_{nm}(t_k)$

其中  $S_1, S_2, \dots, S_n$  表示  $n$  个被评价节点;  $t_1, t_2, \dots, t_k$  表示过去的  $k$  个时间段;  $x_1, x_2, \dots, x_m$  表示  $m$  个评价指标。

**定义2(熵)** 熵在信息论中被用来衡量信息量的大小。信息量越大,不确定性就越小,熵也越小;信息量越小,不确定性就越大,熵也越大。根据熵的这种特性,可以通过熵值来判断一个事件的随机性及无序程度,也可以用熵值来判断某个指标的离散程度<sup>[11]</sup>。本文分别定义了各个评价指标权向量的熵  $E_j (j=1, 2, \dots, m)$  以及时间权向量的熵  $E_i (i=1, 2, \dots, k)$ 。

在应用多个指标对事物进行综合评价时,对于某个指标,如果各个个体的值没有太大的区别,则该指标在综合分析中所起的作用不大;反之,如果各个个体的值有很大的波动,即该指标的离散程度很大,则这个指标在综合分析中有很重要的影响。所以我们可以根据各项指标的变异程度,利用信息熵这个工具,来计算出各项指标的权重。

**定义3(时间度  $\lambda$ )** 用来衡量在进行信任值的聚合时对时序的重视程度,如表2所列。

表2 “时间度”的标准参考表

赋值( $\lambda$ )	说明
0.1	非常重视近期数据
0.3	较重视近期数据
0.5	同样重视所有数据
0.7	较重视远期数据
0.9	非常重视远期数据
0.2, 0.4, 0.6, 0.8	对应以上两相邻判断的中间情况

假设时间权重向量为  $W = (w_1, w_2, \dots, w_k)^T$ , 则该时间权向量的“时间度” $\lambda$  可以定义为:

$$\lambda = \sum_{i=1}^k \frac{k-i}{k-1} w_i \quad (1)$$

由式(1)不难发现:

当  $W = (1, 0, 0, \dots, 0)^T$  时,  $\lambda = 1$ ;

当  $W = (0, 0, 0, \dots, 1)^T$  时,  $\lambda = 0$ ;

当  $W = (\frac{1}{p}, \frac{1}{p}, \frac{1}{p}, \dots, \frac{1}{p})^T$  时,  $\lambda = 0.5$ 。

也就是说,当  $\lambda$  越接近 0, 表明评价者越注重距离评价时

刻  $t_k$  较近期的数据,体现“厚今薄古”的思想;当  $\lambda$  越接近 1 时,表明评价者越注重距离评价时刻  $t_k$  较远期的数据;当  $\lambda = 0.5$  时,表明评价者对各个时间段的重视程度相同,没有特殊偏好<sup>[12]</sup>。

**定义 4(直接信任)** 两个实体间建立的一种直接信任关系。信任值来源于直接交互经验。

**定义 5(间接信任)** 两个实体间没有进行过直接交易,而是根据其他实体的推荐建立起的一种信任关系。信任值来源于其他节点的直接交互经验。

### 3.2 算法的具体实现

依据上述基本概念,提出了一种“基于二次加权法”的动态综合信任模型——DWATrust,算法的基本思想如下:首先通过引入“时序立体数据表”来记录节点在过去某几段时间内不同评价指标下的评价得分,然后通过“熵值法”分别计算出各个时间段内,每个节点对于每个评价指标的不同权值并进行第一次加权综合,得到每个节点在不同时间段内的综合信任值,最后,通过求解一个“非线性规划问题”计算出各个时间段的权值并进行第二次加权综合,得到每个节点在整个时间段上的综合信任值。其具体实现步骤如下:

1) 每个节点在本地保存一张自己近期的交易记录表,记为  $Tab_a$ ,如表 3 所列。

表 3 节点 a 的交易记录表  $Tab_a$

交易对象	成功标识	文件大小	下载速度	交易结束时间	服务等级得分	交易满意度得分
------	------	------	------	--------	--------	---------

其中,服务等级=文件大小/文件下载速度,而服务等级

表 6 节点 i 创建的时序立体数据表  $Tab_a^*$

邻居节点	$t_1$				$t_2$				...	$t_k$			
	服务等级得分 $x_{11}$	服务满意度得分 $x_{12}$	成功次数 $x_3$	总次数 $x_4$	服务等级得分 $x_{11}$	服务满意度得分 $x_{12}$	成功次数 $x_3$	交易总次数 $x_4$		服务等级得分 $x_{11}$	服务满意度得分 $x_{12}$	成功次数 $x_3$	总次数 $x_4$
$S_1$	$x_{11}(t_1)$	$x_{12}(t_1)$	$x_{13}(t_1)$	$x_{14}(t_1)$	$x_{11}(t_2)$	$x_{12}(t_2)$	$x_{13}(t_2)$	$x_{14}(t_2)$	...	$x_{11}(t_k)$	$x_{12}(t_k)$	$x_{13}(t_k)$	$x_{14}(t_k)$
$S_2$	$x_{21}(t_1)$	$x_{22}(t_1)$	$x_{23}(t_1)$	$x_{24}(t_1)$	$x_{21}(t_2)$	$x_{22}(t_2)$	$x_{23}(t_2)$	$x_{24}(t_2)$	...	$x_{21}(t_k)$	$x_{22}(t_k)$	$x_{23}(t_k)$	$x_{24}(t_k)$
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
$S_n$	$x_{n1}(t_1)$	$x_{n2}(t_1)$	$x_{n3}(t_1)$	$x_{n4}(t_1)$	$x_{n1}(t_2)$	$x_{n2}(t_2)$	$x_{n3}(t_2)$	$x_{n4}(t_2)$	...	$x_{n1}(t_k)$	$x_{n2}(t_k)$	$x_{n3}(t_k)$	$x_{n4}(t_k)$

其中, $S_1, S_2, \dots, S_n$  表示节点 a 的  $n$  个邻居节点; $t_1, t_2, \dots, t_k$  表示过去的  $k$  个时间段; $x_1, x_2, x_3, x_4$  为 4 个不同的评价指标。

4) 确定各个时间段内各个评价指标的不同权重,其计算方法公式为:

$$E_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n x_{ij}^* \ln x_{ij}^* \quad (3)$$

$$W_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{j=1}^m (1 - E_j)} \quad (4)$$

5) 第一次加权综合,分别计算  $t_1, t_2, \dots, t_k$  时刻的评价值  $y_i(t_k) = \sum_{j=1}^m w_j * x_{ij}^*$ 。此时,将步骤 1) 中的三维表变成了一张二维表,如表 7 所列。

表 7 降维后的时序立体数据表

邻居节点	$t_1$	$t_2$	...	$t_k$
$S_1$	$y_1(t_1)$	$y_1(t_2)$	...	$y_1(t_k)$
$S_2$	$y_2(t_1)$	$y_2(t_2)$	...	$y_2(t_k)$
...	...	...	...	...
$S_n$	$y_n(t_1)$	$y_n(t_2)$	...	$y_n(t_k)$

其中, $y_i(t_k)$  表示  $t_1, t_2, \dots, t_k$  时刻的数据集结。

6) 计算时间权向量。时间权向量的确定准则为:在事先给定“时间度” $\lambda$  的情况下,尽可能地挖掘样本的信息和兼顾被评价对象在时序上的差异信息为标准,寻找到适合该样本集合的时间权向量。用数学语言描述该准则,就是求解一个

得分与服务满意度得分则分别是根据表 4 和表 5 的评分标准计算得到的。

表 4 服务等级评分表

分数	评分标准
1	文件大小/文件下载速度 > 1000s
2	1000s ≥ 文件大小/文件下载速度 > 500s
3	500s ≥ 文件大小/文件下载速度 > 250s
4	250s ≥ 文件大小/文件下载速度 ≥ 100s
5	文件大小/文件下载速度 < 100s
-5	交易失败

表 5 服务满意度评分表

分数	评分标准
1	非常差
2	比较差
3	一般
4	比较满意
5	非常满意
-5	交易失败

2) 在本地创建一张时序立体数据表。假设在  $t$  时刻节点  $a$  需要对自己的  $n$  个邻居节点进行综合评价,那么将时间  $t$  分成  $k$  分,然后基于步骤 1) 中的交易记录表统计出  $n$  个邻居节点在各个时段不同评价指标下的累积得分,创建一张时序立体数据表  $Tab_a^*$ ,其形式如表 6 所列。

3) 数据预处理。分别将  $t_1, t_2, \dots, t_k$  时刻的二维数据表进行预处理。选择“极处理法”对指标数据进行无量纲化,则在任意的  $t_k$  时刻,预处理后的数据为:

$$x_{ij}^*(t_k) = \frac{x_{ij}(t_k)}{\sum_{i=1}^n x_{ij}(t_k)} \quad (2)$$

非线性规划问题:

$$\begin{cases} E_i = -\sum_{t=1}^k w_t \ln w_t \\ \max(E_i) \\ \text{s. t. } \lambda = \sum_{p=1}^l \frac{t-p}{t-1} w_t \\ \sum_{t=1}^k w_t = 1, w_t \in [0, 1] \\ t = 1, 2, \dots, k \end{cases} \quad (5)$$

7) 第二次加权平均,求得节点  $a$  对自己的  $n$  个邻居节点的最终直接综合信任值:

$$D_{ai} = \sum_{t=1}^k w_t \times y_i(t_t), i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

并依据该式更新网络中所有节点的相互直接信任值。

8) 计算出包含直接信任值和推荐信任值的最终评价得分:

$$T_{ai}^k = D_{ai}^k + \sum_{j=1}^{n, a \neq j} (D_{aj}^k D_{ji}^k) \quad (7)$$

## 4 模拟实验及其结果分析

本节通过对模型进行模拟交易来验证模型的有效性。实

验参数如表 8 所列。

表 8 实验参数表

参数	描述	初始值
n	网络中的节点总数	10
Trust0	彼此节点间的信任初始值	0
TimeWin	时间窗口长度	18
Time Slice	分段时间长度	3
TPS	单位时间内进行的交易数	1
g	总交易次数	100
ShakeScope	震荡节点的震荡区间	[2,12]
LittleFile	小文件的信任值得分区间	[1,3]

为了比较 DWATrust 动态综合信任模型对各种恶意节点的抵御效果,本文设定了 4 种节点,分别是善意节点(始终提供服务的节点)、震荡欺骗节点(信任积累到一定值时开始欺骗,当信任值低于某一水平时再重新开始提供服务)、大交易欺骗节点(只提供小文件交易,当要求大文件交易时欺骗)、懒惰型节点(偶尔提供服务,然后长时间不提供服务)。

本文的硬件实验环境为 CPU Intel Core(TM) Duo 2.0GHz、1GB 内存,软件采用 Windows XP 操作系统,用 Matlab 7.1 编程进行仿真实验,实验参数如表 5 所列。实验结果见图 1 所示,其中横坐标是交易次数,纵坐标是节点的综合信任值。

图 1(a)表示的是善意节点的信任值曲线图。由于善意节点始终提供服务,所以其信任值在最初一段时间快速上升。又因为本模型主要比较的是近期一段时间的交易变化,而忽略久远的历史交易信息,因此其信任值存在一个极大值。当信任值累积到极大值附近后,就会停止上升,并保持一个相对平衡的信任值范围。这种抛弃久远历史信息而关注近期表现的设计方式,有助于促进恶意节点改过自新,与人类社会中对待有过错人员的情形相似。图 1(b)表示的是振荡欺骗节点的信任值曲线图。这类节点当信任值小于某一阈值时则提供服务,积累信用;当信用值达到某一范围后,则开始作恶。由于模型中对于失败交易给予-5 分的严重惩罚,因此一旦其作恶,其信任值将快速下降,逼迫该类节点继续提供服务来重新积累信用。由于 DWATrust 模型中信任值衰减的速度比信任值积累的速度快得多,因此达到了抵御振荡节点作恶的效果。图 1(c)表示的是大交易欺骗节点。由于该类节点将交易的大小作为是否欺骗的依据,因此其作恶存在随机性。但由于 DWATrust 模型对失败交易的惩罚,其信任值长期处于低水平范围(-15~10)。图 1(d)表示的是懒惰型节点。这类节点在提供了一段时间服务后,就长时间不提供服务。虽然它没有作恶,但其活跃度降低,因此交易密度下降,其信任值也随着时间的递增而逐渐减小。图 1(e)是 4 种节点的信任值与交易次数的叠加曲线图,由图中可以看出,下一次将要交易成功的节点,其上一次交易后通过 DWATrust 计算出来的信任值往往在整个系统中位于最大值,因此可以看出 DWATrust 信任模型对于遴选成功交易节点、提高交易成功率具有明显的效果。

从以上实验结果可以看出,由于引入了时序立体数据表和二次加权法,DWATrust 动态综合信任模型对于抵御振荡欺骗和大交易欺骗具有明显的效果,同时对于懒惰节点等不活跃节点,DWATrust 动态综合信任模型也具有明显的遏制效果。

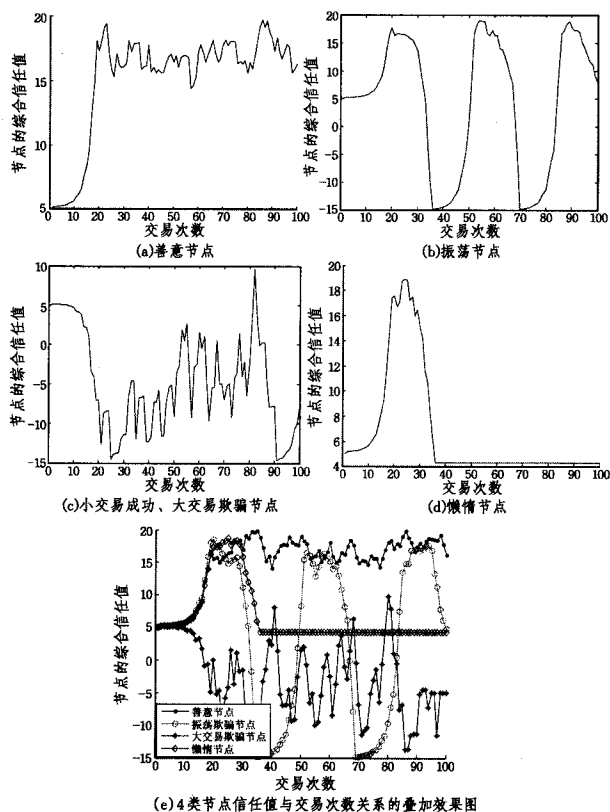


图 1 DWATrust 动态综合信任模型的仿真实验结果

**结束语** 提出了一种基于“二次加权法”的动态综合信任模型——DWATrust。首先,通过“时序立体数据表”来记录各个节点在不同时间段不同评价指标下的信任得分,不仅从多因素的角度反映了交易上下文的差异性,还从时间上反映了节点上下文的动态性;然后通过“熵值法”分别计算出各个时间段内不同评价指标的权向量以及各个时间段的权向量,在一种没有“偏好”的前提下最大限度地体现节点之间的差异性;最后,通过基于“时间度”的概念求解一个“非线性规划问题”来求得对不同时间段的不同重视程度,以反映节点的信任值是随着时间的变化而不断衰减的。分析和仿真实验说明,本文模型不仅可以较好地识别节点进行周期性振荡欺骗等恶意行为,而且可以有效地抵制节点的懒惰行为,从而大大地改善了 P2P 系统的交易成功率。

后续工作将进一步完善 DWATrust 信任模型,通过模糊聚类分析的方法来动态确定节点的信任评分等级,并引入相应的激励机制来增强模型的有效性等。

### 参考文献

- [1] Gnutella[EB/OL]. <http://www.gnutella.com>
- [2] Kazaa[EB/OL]. <http://www.kazaa.com/2006>
- [3] Liang J, Kumar R, Xi Y, et al. Pollution in P2P file sharing systems[A]// Proceeding of the IEEE Infocom 2005[C]. 2005; 1174-1185
- [4] Xiong L, Liu L. PeerTrust: Supporting Reputation-based Trust for Peer-to-Peer Electronic Communities[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2004, 16(7): 843-857
- [5] 常俊胜,等. DyTrust:一种 P2P 系统中基于时间帧的动态信任模型[J]. 计算机学报, 2006, 29(8): 1301-1307
- [6] 张睿,等. Peer-to-Peer 环境下多粒度 Trust 模型构造 [J]. 软件

[7] Yu B, et al. Developing Trust in large scale peer-to-peer systems [C]//Proceedings of the 1st IEEE Symposium on Multi-agent Security and Survivability. Philadelphia,2004;1-10

[8] 李景涛,等. 基于相似度加权推荐的 P2P 环境下的信任模型[J]. 软件学报,2007,18(1):157-167

[9] 石志国,等. Trust and Reputation Model in Peer-to-Peer Networks[C]//Proceeding of the 3th International Conference on

[10] 郭亚军. 综合评价理论、方法与应用[M]. 北京:科学出版社, 2007

[11] 蒋慧峰,等. 基于熵值法的评教模型[J]. 湖北工业大学学报, 2009,24(4):91-93

[12] 郭亚军,等. 一种动态的综合评价方法及应用[J]. 系统工程理论与实践,2007,10:154-157

(上接第 113 页)

OLSR 相比,保持了相对较低的负载。图 5(c)分析了节点密度和平均跳数之间的关系。随着节点密度的增加,4 种协议的平均跳数都随之变化,CAOLSR 保持了相对较低的平均跳数,是由于其数据传输路由选择更为精确。图 5(d)分析节点密度与平均时延之间的关系。随着节点密度的增加,CAOLSR 始终保持了相对其他 3 种协议较低的平均延迟,CAOLSR 的 MPR 集更为优化,路由更为精准,所以数据的平均延迟相对较小。此外,HOLSR 由于采用了路由补偿算法,所以平均延迟也相对较小。

**结束语** 在节点以较高速度移动的情况下,传统 MANET 路由协议计算出的路由常常很快变得不可达。为此,本文提出了一种上下文感知链路状态优化协议 CAOLSR。与已有工作相比,本文的主要工作在于以下几个方面:

- (1)提出了一种基于位置信息预测的机制,将节点间相对位置以及运动趋势引入 MPR 选择。
- (2)CAOLSR 计算 MPR 综合了通信概率、最近访问时间以及节点连接度几个上下文参数,设计了 CAOLSR 的 MPR 选择算法。
- (3)CAOLSR 通过引入 Fisheye,降低了拓扑变化后无效的 TC 信息发送。

仿真实验数据验证了在节点快速移动环境下 CAOLSR 的良好性能。在下一步的工作中,将考虑在多个模型飞机节点上实现 CAOLSR,研究实际通信环境对 CAOLSR 协议性能的影响。

### 参 考 文 献

[1] Abolhasan M, Wysocki T, Dutkiewicz E, et al. A review of routing protocols for mobile ad hoc networks [J]. Ad-hoc Networks,2004,2:1-22

[2] Mian A N, Baldoni R, Beraldi R. A Survey of Service Discovery Protocols in Multihop Mobile Ad-hoc Networks[J]. IEEE Pervasive Computing,2009,8:66-74

[3] Ververidis C N, Polyzos G C. Service discovery for mobile Ad-hoc networks;a survey of issues and techniques[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials,2008,10(3):30-45

[4] Lima M N, dos Santos A L, Pujolle G. A Survey of Survivability in Mobile Ad-hoc Networks[J]. IEEE Communications Surveys & tutorials,2009,11:66-77

[5] Luo J H, Ye D X, Xue L, et al. A Survey of Multicast Routing Protocols for Mobile Ad-hoc Networks[J]. IEEE Communications Surveys & tutorials,2009,11(1):78-91

[6] Zhang K, Zhang W, Zeng J Z. Preliminary Study of Routing and Date Integrity in Mobile Ad-hoc UAV Network[C]//IEEE In-

[7] Benzaid M, Minet P, Al Agha K. Integrating fast mobility in the OLSR routing protocol [C]//4th International Workshop on Mobile and Wireless Communications Network. France. September 2002;217-221

[8] Rasheed T, Javaid U, Jerbi M, et al. Scalable Multi-hop Ad-hoc Routing Using Modified OLSR Routing Protocol [C]//IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Trento, September 2007;1-6

[9] Voorhaen M, Blondia C. Analyzing the Impact of Neighbor Sensing on the Performance of the OLSR Protocol[J]. International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad-hoc and Wireless Networks,2006,4:1-6

[10] Ming L, Zhao G, Xie G H, et al. HOLSR: A Novel Routing Scheme of Ad-hoc Wireless Networks for Pervasive Computing [C]//International Conference on Pervasive Computing and Applications. Shijiazhuang, July 2007:661-666

[11] Dang Nguyen, Minet P. Analysis of MPR Selection in the OLSR Protocol[C]//21st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops. Le Chesnay, May 2007(2):887-892

[12] Ur Rahman K K, Reddy A V, Zaman R U, et al. An Efficient DSDV Routing Protocol for Wireless Mobile Ad-hoc Networks and Its Performance Comparison[C]//Second UKSIM European Symposium on Computer Modeling and Simulation. Hyderabad, September 2008:506-511

[13] Hong Jiang, Garcia-Luna-Aceves J J. Performance comparison of three routing protocols for ad hoc networks[C]//Tenth International Conference on Computer Communications and Networks. Santa Cruz, October 2001:547-554

[14] 冯慧斌,张顺颐,刘超,等. 基于非合作博弈的无线自组织网络流量控制模型[J]. 电子与信息学报,2009,4:925-928

[15] 张信明,曾依灵,干国政,等. 用遗传算法寻找 OLSR 协议的最小 MPR 集[J]. 软件学报,2006,17(4):932-938

[16] Musolesi M, Hailes S, Mascolo C. Adaptive routing for intermittently connected mobile ad hoc networks[C]//Sixth IEEE International Symposium on World of Wireless Mobile and Multimedia Networks. London, June 2005:183-189

[17] Abdulla M, Simon R. A Simulation Study of Common Mobility Models for Opportunistic Networks[C]//41st Annual Simulation Symposium. Fairfax, April 2008:43-50

[18] Pasztor B, Musolesi M, Mascolo C. Opportunistic Mobile Sensor Data Collection with SCAR[C]//IEEE International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems. London, October 2007:1-12