

# 基于社会关系和信任关系的机会网络路由算法

窦 冲<sup>1,2</sup>, 王小明<sup>1,2</sup>, 林亚光<sup>1,2</sup>, 王冉茵<sup>1,2</sup>, 王新燕<sup>1,2</sup>

(1. 陕西师范大学 现代教学技术教育部重点实验室, 陕西 西安 710119;

2. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710119)

**摘 要:**机会网络中的节点由于自身资源受限,在转发消息时往往具有自私性等特点。为了提高机会网络通信性能,针对网络中节点存在自私行为的问题,结合节点间的社会关系,提出一种基于社会关系和信任关系的路由算法。该算法依据节点间的交互信息和可信邻居节点的推荐信息,综合考虑节点间的直接信任度和间接信任度,建立节点间的信任模型。节点根据该模型选择具有较高信任值的节点参与到消息转发过程,同时优先选择和目的节点社会相似度更大的节点作为中继节点,并且根据社会相似度分配消息副本,使消息沿着社会相似度递增的方向传递。仿真结果表明,该路由算法可以有效避免自私行为的发生,提高消息的投递率,降低网络的转发时延,减小网络资源的耗费。

**关键词:**机会网络;自私性;信任模型;社会关系;社会相似度

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2018)11-0069-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2018.11.016

## A Routing Algorithm Based on Social Relationship and Trust Relationship in Opportunistic Networks

DOU Chong<sup>1,2</sup>, WANG Xiao-ming<sup>1,2</sup>, LIN Ya-guang<sup>1,2</sup>, WANG Ran-yin<sup>1,2</sup>, WANG Xin-yan<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory for Modern Teaching Technology of Ministry of Education, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;

2. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

**Abstract:** The nodes in opportunistic networks are selfish due to their limited resources when forwarding messages. In order to improve the performance of opportunistic networks, aiming at the selfish behavior of the nodes in the network, we propose a routing algorithm based on social relationship and trust relationship in combination of social relations between the nodes. After considering the direct and indirect trust between nodes, this algorithm establishes the trust model according to the interaction information and the recommendation information of the trusted neighbor nodes. The nodes select the node with a higher trust value and select the node with a higher social similarity of the destination node as the relay node and distribute the message copies according to the social similarity, so that the message is transmitted along the direction of increased social similarity. The simulation shows that the proposed algorithm can effectively avoid the occurrence of selfish behavior, improve the delivery ratio of messages and reduce the delivery delay and the consumption of network resources.

**Key words:** opportunity networks; selfishness; trust model; social relationship; social similarity

## 0 引言

近年来,随着移动通信技术的快速发展,便携式智能设备(如智能手机、PDA等)已经成为人们日常生活的必备品,用户可以利用移动带来的相遇机会形成以通信为目的的自组织网络,进而对数据进行共享。机

会网络<sup>[1]</sup>是一种具有一般延迟容忍网络<sup>[2]</sup>特征的移动自组织网络<sup>[3]</sup>,基于“存储-携带-转发”的消息传输机制,节点接收到消息时,先将消息存储在本地缓存中,然后携带该消息移动直到遇到合适的中继节点进行转发。然而,节点设备资源包括的能量和缓存通常是有

收稿日期:2017-12-14

修回日期:2018-04-24

网络出版时间:2018-06-29

基金项目:国家自然科学基金(61373083,61402273);中央高校基本科研业务费专项资金(GK201302027);陕西省重点科技创新团队项目(2014KTC-18);高等学校学科创新引智计划(B16031)

作者简介:窦 冲(1993-),男,硕士研究生,研究方向为机会网络、社会网络;王小明,教授,博导,CCF会员(05352S),研究方向为社会网络、无线传感器网络、普适计算等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180629.1704.030.html>

限的,转发消息将会导致资源的额外开销,大多节点都会表现出一定的自私性,即拒绝转发消息或者先答应帮助转发,然后将接收到的消息进行丢弃<sup>[4]</sup>,导致网络性能受到很大的影响。因此,解决自私节点行为的影响变得至关重要。

在机会网络中,如果用户间具有一定的社会关系,则他们的联系会更加频繁。研究表明,社会网络中节点的移动具有规律性,表现出节点间重复或者周期性的交互。因此可以利用节点的社会关系,因为节点间社会特征的相似程度在一定程度上可以反映为用户间联系的频繁程度<sup>[5]</sup>。

机会网络具有端到端连接易断、节点经常移动等特点,导致现有的信任模型很难直接运用到网络中。其存在的问题包括:大多信任机制无法适应信任关系的动态变化,不支持推荐信任关系的自动形成与更新;没有利用信任关系防止协同的自私行为;没有考虑到将社会关系和信任关系结合起来。

针对上述问题,提出一种基于社会关系和信任关系的路由算法 SRTR,主要内容如下:

(1)从节点间的历史交互信息和可信邻居节点的推荐信息两个角度出发,综合考虑直接信任度和间接信任度,通过总体信任度的计算建立信任矩阵。根据信任矩阵筛选出当前周期内的可信节点,建立本地信任列表,确保具有较高信任水平的节点参与消息的安全转发过程。

(2)采用向量形式表示节点的社会属性特征,并根据交互信息进行更新。通过计算和目的节点的社会相似度,选择信任列表中社会相似度更大的节点作为中继节点。确保消息到达目的节点的最佳路径,提高消息投递率,降低平均延迟。

(3)对于已选择的中继节点,根据社会相似度大小按比例分配消息副本,确保消息副本的高效传输。

## 1 相关工作

相关研究人员提出了多种经典的路由协议。文献[6]提出了基于洪泛的 Epidemic 协议。当前节点复制一份消息传输给相遇节点,直到传输给目的节点,该协议具有较大的投递率,但是存在大量的副本冗余。PROPHET<sup>[7]</sup>协议根据相遇概率选择性地复制数据分组。

相关文献基于用户间的交互行为,将用户的活跃度或者中心性作为转发消息的重要参考指标。文献[8]提出了一种基于活跃度的路由协议 Bubble Rap,该协议为每个节点设定活跃度等级,节点将消息转发至活跃度排名高的节点,直至遇到目的节点。文献[9]基于数据挖掘中 PageRank 算法的思想,将消息转

发至重要性大的节点,直至遇到目的节点。文献[10]基于兴趣社区的思想选择中继节点进行数据包的转发。文献[11]提出 dLife 算法,根据节点间历史相遇信息来预测下一周期的相遇情况。

以上算法虽然考虑了节点间的交互行为或社会关系,但通常认为节点是相互信任的,忽略了网络中存在的自私行为。文献[12]提出基于 Credit 的激励机制,节点转发消息可以获得虚拟货币,付出虚拟货币购买其他节点提供的转发服务。文献[13]提出一种基于 Reputation 的激励机制—IRONMAN,根据节点间的历史交互信息来检测网络中节点的行为,节点通过主动合作来改善自己的信任度。

然而,现有的激励策略通常只检测相遇节点能否作为中继节点,忽视了使用信任机制检测节点间存在的合作自私行为。同时,也没有将信任关系和社会关系结合起来。

## 2 用户社会和信任关系的评估模型

### 2.1 网络模型

通过图模型来抽象分析机会网络。假定该网络是一个有向赋权图,现用三元组对该模型进行说明:  $G = (V, E, T)$ 。其中  $V$  表示节点集合,  $E$  表示连接节点对的链路集合,  $|V|$  和  $|E|$  分别表示节点和链路数目。边的权重  $\overrightarrow{ij}$  表示节点  $i$  对节点  $j$  的信任度,  $\overrightarrow{ij}$  不同于  $\overrightarrow{ji}$ 。整个网络的信任关系可抽象成  $n \times n$  的二维矩阵  $T$ 。矩阵  $T$  中的每一个数值表示两个节点间的信任度,介于  $[0, 1]$  之间,值越高,信任度越大。

### 2.2 信任评估模型

根据节点间的历史交互信息以及可信邻居节点的推荐信息建立信任评估模型,能够及时准确地对节点的可信状态进行分析和判断。可以拒绝自私节点参与到消息转发的过程中,同时避免与网络中低信任度的节点建立合作关系,保证节点之间安全、可靠的通信。

通过周期性观察节点间的交互行为,对节点间的直接信任关系进行估计和判断。同时根据可信邻居节点的推荐信息对节点间的间接信任关系进行估计和判断,因此判断信任关系时综合考虑直接信任关系和间接信任关系。

定义 1(直接信任度):根据节点间历史交互信息所估计的直接信任水平。

用  $DT_{i,j}(t + \Delta t)$  表示  $t + \Delta t$  时刻节点  $i$  对节点  $j$  的直接信任评估值,其计算公式如下:

$$DT_{i,j}(t + \Delta t) = \begin{cases} DT'_{i,j}(\Delta t) + \partial DT_{i,j}(t), & \text{if } N_{i,j}^f \neq 0 \\ e^{-\lambda \Delta t} \times DT_{i,j}(t), & \text{if } N_{i,j}^f = 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\Delta t$  表示当前时刻和上一次交互时刻的时间间隔;  $DT_{i,j}(t)$  表示  $t$  时刻节点  $i$  对节点  $j$  的直接信任评估值;  $N_{i,j}^f$  表示  $\Delta t$  时间内节点  $j$  为节点  $i$  所成功转发的消息个数;  $\partial$  ( $0 < \partial < 1$ ) 表示时间影响因子;  $\lambda$  ( $0 < \lambda \leq 1$ ) 表示时间衰减因子。

$DT_{i,j}'(\Delta t)$  表示  $\Delta t$  时间内累积的信任度, 计算公式如下:

$$DT_{i,j}'(\Delta t) = \frac{N_{i,j}^f}{N_{i,j}^r} \quad (2)$$

其中:  $N_{i,j}^f$  表示节点  $j$  为节点  $i$  所成功转发的消息个数;  $N_{i,j}^r$  表示节点  $j$  所接收到节点  $i$  的消息个数。很显然,  $0 < DT_{i,j}' \leq 1$ 。

定义 2(信任相似度): 节点  $i$  和节点  $j$  对共同相遇节点(如共同相遇节点集合  $N_s$  中节点)信任度的相似程度。

假设节点  $i$  和节点  $j$  为邻居节点, 共同相遇节点集合为  $N_s$ , 具体的计算公式如下:

$$\cos(i, j) = \frac{\mathbf{T}_{is} \cdot \mathbf{T}_{js}}{\|\mathbf{T}_{is}\| \|\mathbf{T}_{js}\|} \quad (3)$$

其中,  $N_s = [N_1, N_2, \dots, N_n]$  表示节点  $i$  和节点  $j$  的共同相遇节点集合, 采用信任评价向量的方式表示节点  $i$  对每一个相遇节点的信任评价情况, 表示形式为:  $\mathbf{T}_{is} = [T_{iN_1}, T_{iN_2}, \dots, T_{iN_p}, \dots, T_{iN_n}]$ , 其中  $T_{iN_p}$  ( $N_p \in N_s$ ,  $1 \leq p \leq n$ ) 表示当前节点  $i$  对节点  $N_p$  的直接信任度。利用定义 2 的计算公式, 可以得出节点  $i$  和每一个邻居节点的相似性, 从而得到  $m$  个最相似的邻居节点, 进而得出定义 3。

定义 3(间接信任度): 网络中和当前节点具有较高信任相似度的节点所推荐的直接信任度。综合考虑具有较高信任相似度节点的直接信任度, 能够可靠、准确地反映出推荐的信任水平。

间接信任度  $IT_{i,j}$  的计算公式为:

$$IT_{i,j} = \frac{\sum_{k \in M} \cos(i, k) \times DT_{k,j}}{\sum_{k \in M} |\cos(i, k)|} \quad (4)$$

其中,  $M = \{k_1, k_2, \dots, k_m\}$  表示和节点  $i$  最相似的  $m$  个邻居节点集;  $DT_{k,j}$  表示节点  $k$  对节点  $j$  的直接信任度。显然,  $0 < IT_{i,j} \leq 1$ 。

定义 4(信任度): 包含直接信任度和间接信任度的综合信任水平。

根据定义 1、3 的计算公式得出节点  $i$  对节点  $j$  的信任度  $T_{i,j}$ :

$$T_{i,j} = \alpha DT_{i,j} + (1 - \alpha) IT_{i,j} \quad (5)$$

其中,  $0 < \alpha < 1$ ,  $0 \leq T_{i,j} \leq 1$ 。根据实际的网络情况对  $\alpha$  进行取值。

根据万迹数据, 则整个网络的信任关系可抽象成

如下  $n \times n$  的二维矩阵:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & \cdots & T_{1n} \\ T_{21} & T_{22} & \cdots & T_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{n1} & T_{n2} & \cdots & T_{nn} \end{bmatrix}$$

对于网络中任一节点  $i$ , 其储存矩阵  $\mathbf{T}$  中对应的第  $i$  个行向量: 存储  $\mathbf{T}_i = (T_{i1}, T_{i2}, \dots, T_{in})$ , 该行向量由节点  $i$  维护, 同时进行周期性更新, 并反馈到网络。每一个周期中, 节点  $i$  需要建立本地信任列表  $T_{\text{list}}(i)$ , 用于存放可以信任的其他节点, 同时根据交互信息对本地信任列表进行周期性更新。

### 2.3 社会关系评估模型

机会网络中, 如果用户间具有一定的社会关系, 则他们之间的联系会更加频繁。社会关系可以反映为用户间具有某些共同的社会特征。因此, 共同的社会特征的多少在一定程度上可以反映用户间联系的频繁程度。

由图 1 可看出, 随着共同社会特征个数的增加, 相遇频率也随之增加。因此可以将节点的社会属性特征作为中继节点选择的重要依据。

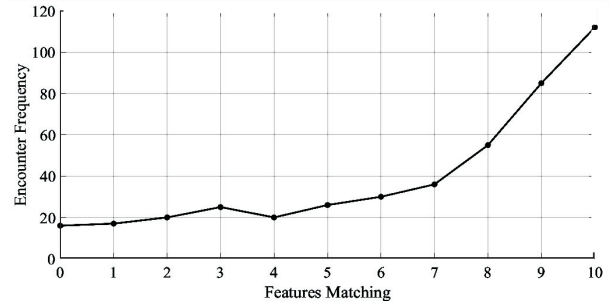


图 1 相遇频率和共同特征数的关系

下面给出量化的社会属性特征定义以及节点间联系程度的计算公式。

定义 5(社会特征向量): 用于描述节点的社会属性特征, 表示如下:

$$\mathbf{F}_{N_i} = \{f_1, f_2, \dots, f_m\} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{F}_{N_i}$  表示节点  $N_i$  的社会特征向量;  $f_i$  表示第  $i$  种社会属性, 网络中共有  $m$  种社会属性。

定义 6(静态社会特征向量): 静态社会特征向量根据用户的自身信息得到, 用于表示用户节点的初始社会特征向量  $\langle x_1, x_2, \dots, x_m \rangle$ ,  $x_i$  表示属性  $f_i$  对应的权重大小。

随着网络中节点之间的交互, 对节点的静态社会特征向量进行更新, 公式如下:

$$x_i = \frac{M_i}{M_{\text{total}}} \quad (7)$$

其中,  $0 \leq x_i \leq 1$ ,  $1 \leq i \leq m$ ;  $M_i$  表示节点  $N_i$  和具有属性  $f_i$  的节点的相遇次数;  $M_{\text{total}}$  表示节点  $N_i$  和所

有节点的相遇总次数。

定义 7(社会相似度):用于衡量用户间社会属性特征的相似程度,计算公式如下:

$$\text{sim}(i,j)=\frac{\boldsymbol{F}_i\cdot\boldsymbol{F}_j}{|\boldsymbol{F}_i||\boldsymbol{F}_j|}$$

(8)

其中,  $\text{sim}(i,j)$  表示用户节点  $i$  和  $j$  的社会相似度;  $\boldsymbol{F}_i$  表示用户  $i$  的社会特征向量。

3 SRTR 算法步骤

SRTR 算法采用有限消息副本转发策略,依据节点间的交互信息和可信邻居节点的推荐信息建立信任矩阵,根据信任矩阵建立本地信任列表,用于存放可信的邻居节点,然后根据目的节点对中继节点的社会相似度实现转发决策和分割消息副本数。当前节点  $N_i$  如果存在需要转发的消息集  $M$ ,算法具体步骤如下:

(1)当前周期中,根据信任矩阵  $\boldsymbol{T}$ ,节点  $N_i$  存储信任矩阵  $\boldsymbol{T}$  中的行向量  $\boldsymbol{T}_i=(T_{i1},T_{i2},\cdots,T_{in})$ 。根据系统环境设定信任度阈值  $T_{th}$ ,由行向量分别获取节点  $N_i$  对其他节点的信任度,将满足信任度阈值条件的节点添加至节点的本地信任列表  $T_{list}(i)$ ,同样,删除本地信任列表中不符合阈值条件的节点。

(2)对于节点  $N_i$  携带的消息  $m\in M$ ,获取消息  $m$  的目的节点  $N_D$ 。当节点  $N_i$  遇到节点  $N_j$  时,如果  $N_j=N_D$ ,则节点  $N_i$  将消息直接发送至目的节点。如果节点  $N_j\in T_{list}(i)$ ,则进入步骤 3;否则,节点  $N_i$  继续携带消息直到遇到目的节点或者本地信任列表  $T_{list}(i)$  中的节点。

(3)根据节点的社会特征向量分别计算当前节点  $N_i$ 、相遇节点  $N_j$  和目的节点的社会相似度  $\text{sim}(N_i,N_D)$  以及  $\text{sim}(N_j,N_D)$ ,如果  $\text{sim}(N_j,N_D)>\text{sim}(N_i,N_D)$ ,则节点  $N_i$  需要分割消息  $m$  的副本数  $N_{c_j}$ ,将副本数为  $N_{c_j}$  的消息  $m$  转发给  $N_j$ ,更新节点  $N_i$  的消息副本数  $N_{c_i}\leftarrow N_{c_i}-N_{c_j}$ ,消息副本数分割计算如下式:

$$N_{c_j}=\lceil\frac{\text{sim}(N_j,N_D)}{\text{sim}(N_i,N_D)+\text{sim}(N_j,N_D)}\cdot N_{c_i}\rceil$$

(9)

(4)否则当  $\text{sim}(N_j,N_D)\leq\text{sim}(N_i,N_D)$ ,节点  $N_i$  继续携带消息直到遇到目的节点或者本地信任列表  $T_{list}(i)$  中的节点。

4 实验

4.1 仿真环境设置

文中利用基于 Java 的机会网络仿真平台 ONE<sup>[14]</sup>(opportunistic network environment)进行实验仿真,使用 Infocom 2006 trace<sup>[15]</sup>数据集,源节点和目的节点从 85 个节点中随机选择。选取数据库中的 6 个特征<sup>[5]</sup>,

分别是国籍、语言、城市、公司、职业、教育背景等。具体参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真环境参数设置

| 参数          | 取值      |
|-------------|---------|
| 运行次数        | 20      |
| 仿真时间/s      | 342 915 |
| 传输速率/(Mb/s) | 54      |
| 消息大小/Mb     | 0.5~1   |
| 节点产生消息周期/s  | 400~600 |
| 传输范围/m      | 100     |
| 消息生存周期/min  | 1 433   |
| 缓存空间/Mb     | 100     |
| 节点数量        | 85      |
| 自私节点百分比     | 0%~80%  |

4.2 性能指标

为了验证 SRTR 算法的性能,选取的指标如下:

(1)消息投递率:网络中成功交付到目的节点的消息数与源节点产生的消息总数的比值。

(2)平均延迟:消息从源节点产生到交付到目的节点所花费时间的平均值。

(3)路由开销:网络中消息副本总数和成功传输到目的节点的消息数的比值。

(4)丢包数目:网络中自私节点所丢弃的消息总数。

4.3 仿真结果分析

实验过程中通过调整自私节点的比率得到不同算法的四个性能指标,用于分析 SRTR 算法与 Epidemic、dLife 和 IRONMAN 算法的性能。

4.3.1 消息投递率

不同自私节点比率下四种算法的消息投递率如图 2 所示。

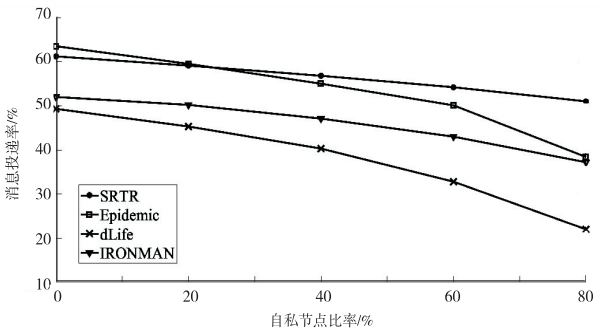


图 2 消息投递率 vs 自私节点比率

随着自私节点比率的增加,4 种路由算法的投递率都呈下降的趋势。由于没有自私节点检测机制,和 SRTR、IRONMAN 算法相比,Epidemic 和 dLife 算法的投递率下降得比较迅速。和 IRONMAN 算法相比,SRTR 算法仍然具有较高的消息投递率。IRONMAN



算法没有考虑到节点间的信任评估和社会关系,而 SRTR 算法能够确保具有较高信任水平的节点参与到消息转发的过程中,并且根据社会关系选择中继节点。因此,SRTR 算法的表现总体上优于 IRONMAN 算法。

4.3.2 平均延迟

不同自私节点比率下四种算法的平均延迟如图 3 所示。

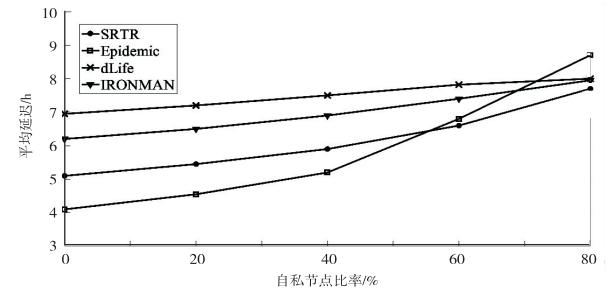


图 3 平均延迟 vs 自私节点比率

随着自私节点比率的增大,4 种路由算法的平均转发延时均呈现出上升的趋势。主要是随着自私节点比率的增大,更多的消息长时间等待传输或者被重新传输。由于没有自私节点检测机制,不能避免自私节点转发消息,因此 Epidemic 路由的平均转发延时增长最快。虽然 dLife 算法不能检测到自私节点,但是该算法基于社会关系选择中继节点,一定程度上能够避免选择自私节点转发消息,相对而言具有较为稳定的时延。和 Epidemic、dLife 算法相比,SRTR、IRONMAN 算法具有较低的时延,因为这两种算法具有相应的自私节点检测机制。根据之前所述,和 IRONMAN 算法相比,SRTR 算法能够更为准确地检测到自私节点,并且根据社会相似度动态分配消息副本,当自私节点比例超过 50% 时,SRTR 算法的表现优于 IRONMAN 算法。

4.3.3 路由开销

在不同自私节点比率下四种算法的路由开销如图 4 所示。

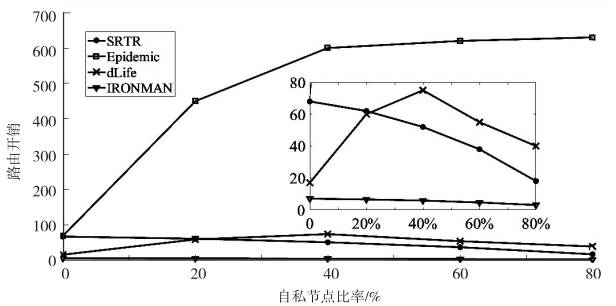


图 4 路由开销 vs 自私节点比率

随着网络中更多的正常节点变为自私节点,Epidemic 算法的传输开销呈现增长的趋势,且该算法的路由开销最大。当自私节点比率低于 40% 时,随着自私节点的增多导致更多的消息副本被丢弃,因此 dLife

算法的路由开销呈现增长的趋势,该算法根据社会关系选择中继节点,当自私节点比率超过 40% 时,被选择的中继节点逐渐减少,使得消息被丢弃的速率逐渐下降,传输开销呈现下降的趋势,因此 dLife 算法的表现优于 Epidemic 路由。SRTR 算法和 IRONMAN 算法的路由开销呈现下降的趋势,因为这两种算法能够检测到自私节点,IRONMAN 算法的路由开销更小,因为该算法借鉴于 SAW 算法的思想,采用有限消息副本转发的策略<sup>[15]</sup>。

4.3.4 丢包数目

在不同自私节点比率下四种算法的丢包数目如图 5 所示。

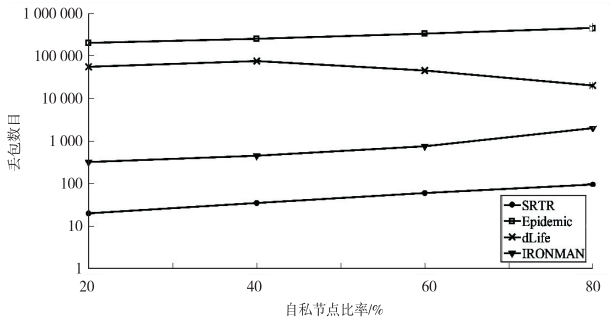


图 5 丢包数目 vs 自私节点比率

可以看出,相比 dLife 和 Epidemic 算法,IRONMAN 算法和 SRTR 算法具有较少的丢包数目,因为 dLife 算法和 Epidemic 算法没有自私节点检测机制。和 IRONMAN 算法相比,SRTR 算法能够更为准确地检测到自私节点,相比而言,SRTR 算法具有更少的丢包数目。相比 Epidemic 算法,dLife 算法根据社会关系选择下一跳节点,因此该算法的表现优于 Epidemic 算法。

5 结束语

文中提出一种机会网络中基于社会关系和信任关系的路由算法 SRTR,该算法综合考虑直接信任度和间接信任度,根据总体信任度建立节点间的信任矩阵。特别是在获取推荐信息时,通过建立信任相似关系对邻居节点进行信任评估,并以信任相似度作为约束条件来避免自私节点出现谎报推荐信息的可能。建立节点本地信任列表确保具有较高信任水平的节点参与到消息的安全转发过程中。并且结合社会关系,选择本地信任列表中和目的节点社会相似度更大的节点作为转发消息副本的中继节点,并根据社会相似度动态分配消息副本。在确保中继节点可靠的前提下,使得消息沿着社会相似度递增的方向传递,可以避免节点间自私行为的发生,确保消息到达目的节点的最佳路径,提高整个网络的消息投递率,降低网络中消息转发时延,使得消息副本得以高效、可靠的传输。

## 参考文献:

- [1] 熊永平,孙利民,牛建伟,等. 机会网络[J]. 软件学报, 2009,20(1):124-137.
- [2] CASTEIGTS A, FLOCCCHINI P, MANS B, et al. Measuring temporal lags in delay-tolerant networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 2014, 63(2):397-410.
- [3] 乔震,刘光杰,李季,等. 移动自组织网络安全接入技术研究综述[J]. 计算机科学, 2013, 40(12):1-8.
- [4] 赵广松,陈鸣. 自私性机会网络中激励感知的内容分发的研究[J]. 通信学报, 2013, 34(2):73-84.
- [5] WU Jie, WANG Yunsheng. Social feature-based multi-path routing in delay tolerant networks[C]//Proceedings IEEE INFOCOM. Orlando, FL, USA; IEEE, 2012:1368-1376.
- [6] VAHDAT A, BECKER D. Epidemic routing for partially connected Ad hoc networks[R]. Durham, North Carolina: Duke University, 2000.
- [7] LINDGREN A, DORIA A, SCHELEN O. Probabilistic routing in intermittently connected networks[J]. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 2003, 7(3):19-20.
- [8] HUI Pan, CROWCROFT J, YONEKI E. Bubble rap: social-based forwarding in delay-tolerant networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 10(11):1576-1589.
- [9] MTIBAA A, MAY M, DIOT C, et al. PeopleRank: social op-

- portunistic forwarding[C]//Proceedings IEEE INFOCOM. San Diego, CA, USA; IEEE, 2010:1-5.
- [10] 刘期烈,胡春风,朱德利,等. 机会网络节点兴趣社区检测及路由策略[J]. 北京邮电大学学报, 2014, 37(3):62-66.
- [11] MOREIRA W, MENDES P, SARGENTO S. Opportunistic routing based on daily routines[C]//Proceedings 2012 IEEE international symposium on a world of wireless, mobile and multimedia networks. San Francisco, CA, USA; IEEE, 2012:1-6.
- [12] 刘浩,陈志刚,张连明. 自私性移动 P2P 网络中节点激励策略研究[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(8):1986-1992.
- [13] BIGWOOD G, HENDERSON T. IRONMAN: using social networks to add incentives and reputation to opportunistic networks[C]//Proceedings 2011 IEEE third international conference on privacy, security, risk and trust and 2011 IEEE third international conference on social computing. Boston, MA, USA; IEEE, 2011:65-72.
- [14] KERÄNEN A, OTT J, KÄRKKÄINEN T. The ONE simulator for DTN protocol evaluation[C]//Proceedings of the 2nd international conference on simulation tools and techniques. Rome, Italy; ICST, 2009:55-65.
- [15] KIM E H, LEE M K, CHO Y Z. Probability-based message forwarding scheme with buffer management for spray and wait routing protocol[J]. KIPS Transactions on Computer and Communication Systems, 2016, 5(7):153-158.

(上接第 68 页)

传承和发扬提供了一种有效的记载方式。下一步可以针对少数民族图案保存中图案的失真度较高和图案的记载信息庞大这一现状,通过对算法的抗噪性能及运算效率加以改进和提高来适应实际工程的应用。

## 参考文献:

- [1] 赵海英,徐光美,彭宏. 纹理粗糙度度量算法的性能比较[J]. 计算机科学, 2001, 38(6):288-292.
- [2] TAMURA H, MORI S, YAMAWAKI T. Textural features corresponding to visual perception[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, 8(6):460-473.
- [3] 刘伟成,孙吉红. 基于内容的图像信息检索综述[J]. 情报科学, 2002, 20(4):431-433.
- [4] 许元飞. 基于纹理的图像检索算法研究[J]. 西安科技大学学报, 2013, 33(4):471-474.
- [5] 孙兴华. 基于内容的图像检索研究[D]. 南京:南京理工大学, 2001.
- [6] 赵爱罡,王宏力,杨小冈,等. 纹理粗糙度在红外图像显著性检测中的应用[J]. 光学精密工程, 2016, 24(1):220-228.
- [7] 章毓晋,徐寅,刘忠伟,等. 通过抽取的特征进行图像检索的算法测试平台[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(5):

439-443.

- [8] BHARATI M H, LIU J J, MACGREGOR J F. Image texture analysis: methods and comparisons[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2004, 72(1):57-71.
- [9] 高源,宋辉,张志佳. 基于 Tamura 特征的虹膜结构密度计算方法[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(3):36-39.
- [10] PORAT M, ZEEVI Y. Localized texture processing in vision: analysis and synthesis in the Gaborian space[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1989, 36(1):115-129.
- [11] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4):622-635.
- [12] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987.
- [13] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I H. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6):610-621.
- [14] 胡海峰. 基于激光散斑图像的零件表面粗糙度测量[D]. 南京:南京信息工程大学, 2015.
- [15] 葛静祥. 图像纹理特征提取及分类算法研究[D]. 天津:天津大学, 2010.