

一种基于节点移动倾向检测的社会网络机会转发机制

刘林峰^{1,2} 严禹道² 吴国新¹

(东南大学计算机网络和信息集成教育部重点实验室 南京 211189)¹

(南京邮电大学计算机学院 南京 210023)²

摘要 社会网络中节点的移动特点可以归结为强移动性和弱移动性两种类型。提出的 MTBR (Mobile-Tendency Based Routing) 算法引入了移动倾向的概念,将人的移动习惯与节点的移动规律进行关联。该算法通过检测出社会网络中强移动性节点的移动倾向,并利用强移动节点来携带数据并进行数据转发。实验数据表明,节点移动性越强其移动倾向越明显;相较于同类算法,MTBR 算法可以有效地将消息向较远的目的地转发,其产生的转发能耗较低,送达率更稳定。

关键词 机会转发,社会网络,社团结构,兴趣值

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.07.013

Opportunistic Forwarding Mechanism Based on Node Movement Tendencies Detecting

LIU Lin-feng^{1,2} YAN Yu-dao² WU Guo-xin¹

(Laboratory of Computer Network and Information Integration (Southeast University), Ministry of Education, Nanjing 211189, China)¹

(School of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)²

Abstract The nodes in the social network can be classified into two types as strong mobility and weak mobility. The MTBR (Mobile-Tendency Based Routing) algorithm was proposed. And MTBR introduces the concept of ‘Movement Tendency’ which associates the human movements with their behavior habits. The algorithm detects the movement tendencies of the strong mobility nodes and takes advantage of strong mobility nodes to forward the messages. The simulation results indicate that the movement tendency will be more apparent with a stronger mobility. Besides, compared with other algorithms, MTBR algorithm can effectively forward the messages to the ulterior area near the destination, and produce fewer message copies and achieve a higher delivery ratio.

Keywords Opportunistic forwarding, Social networks, Community structure, Interest value

1 概述

随着大量移动便携式设备的出现,机会网络 (Opportunistic Networks) 逐渐成为一个新的研究热点。作为传统的移动自组织网络 (Mobile Ad hoc Network, MANET) 的衍生形式,它的特性在于对适量传输延迟的容忍,因此它也属于延迟容忍网 (Delay Tolerant Network, DTN)^[1] 的概念范畴。机会网络是一种不需要源节点和目的节点之间存在稳定路径,通过节点移动带来的相遇机会来实现通信的新型网络结构,节点以“存储”、“携带”、“转发”的通信模式灵活地实现了节点之间的数据传输。机会网络节点可以以动物、车辆、人等具象移动节点为载体。与其他载体不同,人在不同社会环境中都扮演着特定的角色,具有独特的行为习惯,因此以人为载体的机会网络节点移动会表现出社会网络特性^[2],其中移动范围及速率较大的节点被称为强移动节点,反之则为弱移动节点。

基于人的社会特性,通过观察人的移动规律可以得到体现人的社会特性的网络社团结构,并获得社会网络拓扑结构的演化情况。如图1所示,社会网络社团结构会随着时间的推移而发生改变,引起该变化的因素包括社团成员的加入和离开等诸多行为,这些行为会增加分析机会网络社团结构的复杂度。此外,网络中存在部分强移动性的节点,其社团规律并不明显,从而导致基于社团结构进行机会转发的效率大大降低。

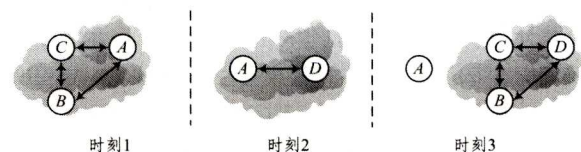


图1 不同时刻节点参与的社团聚集

对机会网络中人的移动行为进行预测与对人的其他行为

到稿日期:2016-05-10 返修日期:2016-06-17 本文受国家自然科学基金(61373139),中国博士后科学基金面上项目(2014M560379),中国博士后科学基金特别资助项目(2015T80484)资助。

刘林峰(1981—),男,博士,副教授,主要研究方向为机会网络,E-mail:liulf@njupt.edu.cn;严禹道(1989—),男,硕士,主要研究方向为机会网络;吴国新(1956—),男,硕士,教授,主要研究方向为计算机网络。

进行预测类似,目前已有的数据挖掘算法使用推荐系统概念,通过人之间的相关性,把人从一个孤立节点抽象成了整体环境中的一部分,从而能更准确地把握人的行为^[3]。然而,考虑到社会中仍然存在着大量的移动规律不明显的节点,但人由于记忆特性往往会根据自己熟悉的路径来选择,这些在未来特定时刻的路径选择被定义为移动倾向。移动倾向难以直接获得,因此本文提出了一种基于节点运动倾向检测的机会转发机制(Mobile-Tendency Based Routing),通过分析节点的历史移动轨迹,来检测节点在特定时间和特定位置上的运动倾向,以得到一个能够高效利用强移动节点的机会转发算法。

2 相关研究

近年来,机会网络数据转发算法已经得到国内外研究机构的关注,并取得了一些研究进展,如PRoPHET算法^[4]是基于对节点移动模型规律的研究,提出对未来移动轨迹的预测。在算法BDCR(Beam width and Direction Concerned Routing)^[5]中,节点对数据包是否转发取决于一个效用值,称为转发因子。转发节点通过计算本节点到目标节点的距离以及前驱节点到目标节点的距离,得出校正因子,最后数据携带节点决定是否对通信半径内的其他节点进行转发。但BDCR算法涉及到并能加以利用的节点移动历史信息过少且简单,若要做出更加准确的效用值判断,还需要更加全面而庞大的历史数据分析。

文献^[6]提出了一种在网络中将地理位置抽象成社区的策略,并周期地更新节点所属社区信息的算法(Social Relationship Enhanced Predicable, SREP)。该算法首先针对节点运动模型分析得到网络中的社区信息,获得节点之间的共同社区情况,并据此分析节点之间的社会关系强度。经过长时间运动后,检测节点是否偏离原运动规律,并及时更新节点对应的社区信息。在数据转发时,数据携带节点根据社区信息和节点之间的社会关系强度来计算发往通信半径内其他节点的转发概率。文献^[7]提出了一种在复杂网络中通过对节点聚类关系的研究来检测社团拓扑结构的方法,该方法针对图中节点度和社团规模进行了静态检测。我们在前期研究中引入了兴趣值概念来更新网络拓扑中的社团结构^[8],提出的MDIR(Mass-group Detected by Interest-value)算法将节点的移动规律与其他节点的关系进行关联。文献^[9]提出了一种机会路由策略,该策略在缺乏可靠网络信息或信道信息的情况下,仍能成功进行转发数据,但会产生较大的复杂度。PreS算法^[10]设计了一种自适应的马尔科夫链来预测节点移动,仿真实验表明,当设置合适的参数时PreS不仅能提高送达率,还能降低传输时延。类似地,文献^[11]提出的PER(Predict and Relay)是基于节点环绕某些地标运动的前提,因此当历史轨迹数据充足时节点的移动规律很容易得出。Hui等人^[12]提出了一种基于社会属性转发的机会网络算法BUBBLE,该算法重点关注了社团和中心度两项指标,并选择具有较高中心度的节点和社团成员作为转发中继,但并未考虑节点的强弱移动特征。

上述研究都未充分探索社会网络节点的不同移动倾向和移动类型,也未关注社会网络中强移动节点作为中继节点在数据转发上的优势,本文通过检测节点移动倾向来区分节点类型,并对强移动节点加以利用,将其作为数据转发中继。

3 模型定义

对于社会网络中移动能力强的节点,往往很难判断其社团特征^[13]。因此,对于具有强移动特性的节点很难预测它未来的移动轨迹,但根据人的记忆特点,在特定区域内人会倾向于选择曾经的路径。移动性越强的节点,这种倾向越明显,因此可以根据移动节点的历史移动轨迹和节点当前运动状态判断出它当前的移动倾向。为了便于描述问题,首先给出如下定义。

定义1 节点集合记作 $\{1, 2, \dots, i, \dots, M\}$,节点分布于网络区域 $A \in R^2$ 中。数据转发过程的时间被划分为等长片段 T_{update} ,数据转发的时延上限为 Dl_{upp} ,如图2所示。

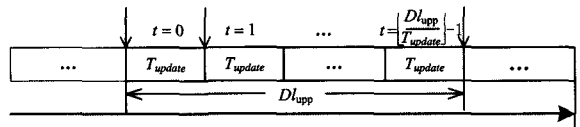


图2 转发时隙划分

定义2 将移动状态满足以下特性的节点定义为强移动节点:1)每个移动周期中,节点移动状态时长超过总周期时长;2)节点在每个移动周期内移动区域拟合圆的半径大于节点平均移动区域拟合圆半径,记作 $d > 2d_{avg}$ 。

定义3 所有节点在一个封闭的城市内运动,每个节点存储该城市的地图 $G = \{V, E\}$ 。其中 V 表示所有街道路点的集合,每个路点代表一个地理位置; E 表示所有街道的集合。同时约定每个运动节点只在 V 上停留和转发,只在 E 上移动。

4 节点移动倾向检测方法

为了检测节点移动倾向,需由每个节点 i 保存一张二维表 $LIST_i$,用以记录其移动历史轨迹。 $LIST_i$ 中第0行用来依次记录节点途经的所有路点,余下的从第1行开始,每行用来缓存移动节点的一个移动倾向路径节点序列。此外,每行拥有一个出现频率值,其构造、更新算法如下。

Phase 1: $t=0$ 时刻启动本方法,节点每隔一个更新周期 T_{update} 进入Phase 5;其他时间内,每经过一个路点 V_x 都将此位置、节点 i 的当前速度及时间戳记录在 $LIST_i$ 的第0行,如图3(a)所示。当在第0行内未检测出曾经到达过相同路点 V_x ,则转至Phase 2。

Phase 2: 假如此时 $LIST_i$ 表中已经有 N 行记录(其中第1行是自 T_0 以来的所有经过路点),则 $LIST_i$ 增加一空行,如图3(b)所示,并将 V_x 记录在第 $N+1$ 行,记录此行记录的路径出现频率 $freq_{N+1}=1$,转至Phase 3。

Phase 3: 节点移动到每个路点时将路点编号分别加入 $N+1$ 行与第0行的行末。在更新期间,若 $N+1$ 行记录与第0行的历史记录存在匹配,则保持第 $N+1$ 行记录与第0行的

同步更新,如图 3(c)所示,否则终止并转至 Phase 4。

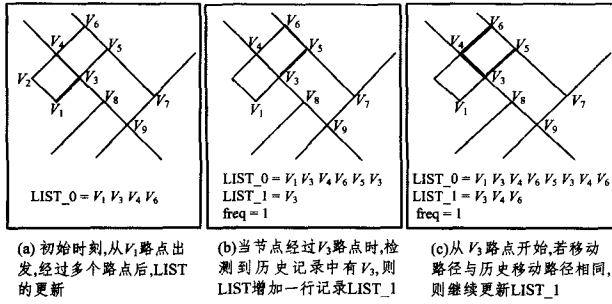


图 3 节点历史轨迹表更新示例图

Phase 4: 将第 $N+1$ 行的所有路点编号与第 1 至第 N 行的节点进行比较,使用余弦相似式(1)进行计算比较,假如第 x 行满足相似度条件,则将第 x 行记录更新为 $TotleBNode_{N+1} \cap TotleBNode_{max,Sim} + TotleBNode_{N+1}$ 中被保留子序列的下一位,同时删除第 $N+1$ 行,并将第 x 行记录的路径频率 $freq_x \leftarrow freq_x + 1$,转回 Phase 1。

$$Sim_{k-N+1} = \frac{TotleBNode_{N+1} \cap TotleBNode_k}{TotleBNode_{N+1} \cup TotleBNode_k} \quad (1)$$

其中, Sim_{k-N+1} 表示相似度计算结果。

Phase 5: 在第 1 行中保留最近 T_{update} 时长内加入的路点位置记录,并删除剩余记录,除了第 1 行外所有行的 $freq$ 值按照式(2)进行衰减,并返回 Phase 1。

$$freq_x = freq_x \times C^{\frac{x}{N}} \quad (2)$$

其中,行数 N 体现了节点的移动性,行的长度体现了节点运动的倾向性或规律性,而根据以上移动倾向检测的步骤,在经过若干时隙后 $LIST_i$ 表会保留出现频率较高的路径序列,这些序列反映了该节点的移动倾向。在算法运行 ω 个周期后,结合式(1)、式(2),可计算出移动倾向检测准确率 P_t :

$$P_t = \frac{\omega}{L} \sum_{j=1}^N L_j \frac{L_0 - L_{ij}}{L_0} \quad (3)$$

其中, L 表示节点 i 的 $LIST_i$ 中所有行的平均长度, L_{ij} 为 $LIST_i$ 中第 j 行的长度, N 为 ω 个周期后 $LIST_i$ 的行数。

5 基于节点移动倾向的机会转发机制

5.1 算法描述

基于上述节点移动倾向检测方法,本节所提 MTBR (Mobile-Tendency Based Routing) 算法可适用于社会网络中节点社团结构不稳定的情形,算法流程如图 4 所示,其具体步骤如下。

步骤 1 当节点移动到某个路点 V_i 时,若节点是强移动节点(根据定义 2 判定),则在每个路点上主动广播给同一路点上的其他节点,告知周围节点自己的存在;若节点携带数据,则转至步骤 2;若节点是未携带数据的弱移动节点,则继续移动至下一路点。

步骤 2 若携带数据节点发现周围节点中存在目标节点,则将数据直接转发给目标节点,转发结束;否则,转至步骤 3。

步骤 3 根据收到的强移动节点发来的广播报文,在路点检测本路点所有强移动节点,并向所有强移动节点发送携

带请求,转至步骤 4。

步骤 4 所有收到携带请求的强移动节点扫描本地 $LIST$,若有某几行记录包含当前位置则比较这几行记录,并统计出 $freq$ 最高值的行,将此行的 $freq$ 值及此行的最后一个记录向数据携带节点发送,转至步骤 5。

步骤 5 数据携带节点 i 收到由周围强移动节点发来的转发请求,按照式(4)计算每个强移动节点的转发概率,并按此概率转发给相应的强移动节点。

$$P_r(i) = \left\{1 - \frac{d_{(i,d)}}{\sqrt{|A|}}\right\}^\epsilon \times \left(\frac{freq^{-1}}{R-1}\right)^\beta \times \left(1 - \frac{t-1}{\frac{DL_{upp}}{T_{update}}}\right)^\gamma \quad (4)$$

其中, $d_{(i,d)}$ 表示节点 i 与目标节点的距离, t 为待转发报文已生存的周期数, R 为当前节点周围的转发请求总数, DL_{upp} 为待转发消息的允许生存期, ϵ, β, γ 为预设参数,分别表示待转发节点的未来行驶方向、距离和当前时刻,节点据此决定是否将消息转发给某个相邻强移动节点。

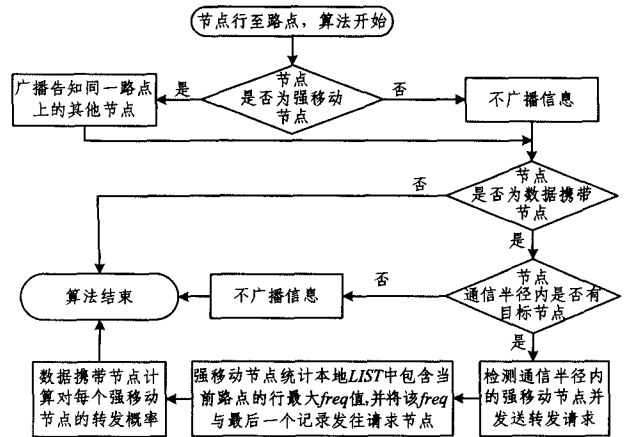


图 4 MTBR 流程图

5.2 算法分析

根据上述描述,MTBR 算法通过检测节点历史移动轨迹(社会网络结构中节点的移动性越强则算法越容易检测到节点的移动倾向),描述其未来移动倾向,进而能较为准确地计算出强移动节点的效用值,因此算法的时间复杂度主要由节点移动倾向检测过程产生。每个周期内,节点移动倾向检测的时间复杂度为 $O(N * L)$, N 为历史记录 $LIST$ 表的行数, L 为每行平均长度。 N 值反映了移动性强弱, L 值则体现了规律性强弱。

若区域内总节点数记作 M ,强移动节点数记作 m ,则根据式(4),MTBR 算法对强移动节点检测的准确性的数学期望为 $\frac{m}{M} \cdot \frac{\omega}{L} \sum_{j=1}^N L_j \frac{L_0 - L_{ij}}{L_0}$ 。若忽略强移动节点间移动强度差异,即当参数 ϵ 为 0 时,加入 MTBR 转发机会只取决于各个节点的 $freq$ 值 $freq_x \times C^{\frac{x}{N}}$,而不考虑节点移动倾向表长占内存的大小,此时 MTBR 算法的送达率与强移动节点数近似成正比。

6 实验及性能分析

仿真实验基于 ONE (Opportunistic Networking Environ-

ment)^[14]机会网络模拟平台。设置不同的参数观察 MTBR 算法的送达率变化,并与 Epidemic, SREP 和 MDIR 算法比较送达率和平均缓存占用率。

6.1 环境设置

模拟环境基于 ONE 平台中自带的城市地图,节点总数为 300,分别选择移动模型为 Working Day Movement^[15]的行人节点、移动模型为 Shortest Path Map Based Movement^[16]的汽车节点以及移动模型为 Map Route Movement^[17]的轨道列车节点组成社会网络。主要参数取值如表 1 所列。

表 1 实验参数设置

| 参数名 | 取值 |
|------------|---------|
| Dl_{upp} | 300min |
| T | 24h |
| β | 0.1~0.9 |
| γ | 0.1~0.9 |
| ϵ | 0.1~0.9 |
| σ | 1 |

6.2 实验性能指标及结果分析

从图 5 可以发现,MTBR 算法送达率对于 ϵ 的变化较为敏感,这是由于 ϵ 直接决定了节点运动能力的强弱,也间接决定了 $freq$ 表的稳定性。当 ϵ, β, γ 分别取值为 0.7, 0.3, 0.5 时 MTBR 能够取得最高送达率。算法送达率随着 ϵ 变化表现出先增后降的趋势,这是因为当 ϵ 开始增长时,距离因素对转发概率影响增大,此时选择目标节点较近的强移动节点作为转发节点有助于加快数据的送达,而当距离因素得到充分考虑后(ϵ 足够大时),这种有益影响被逐渐削弱。图 5 还显示出,当 ϵ, β, γ 中任一参数取值为 0 时,送达率结果都不理想,这表明转发概率式(4)中所考虑的因素均会对送达率产生直接影响。

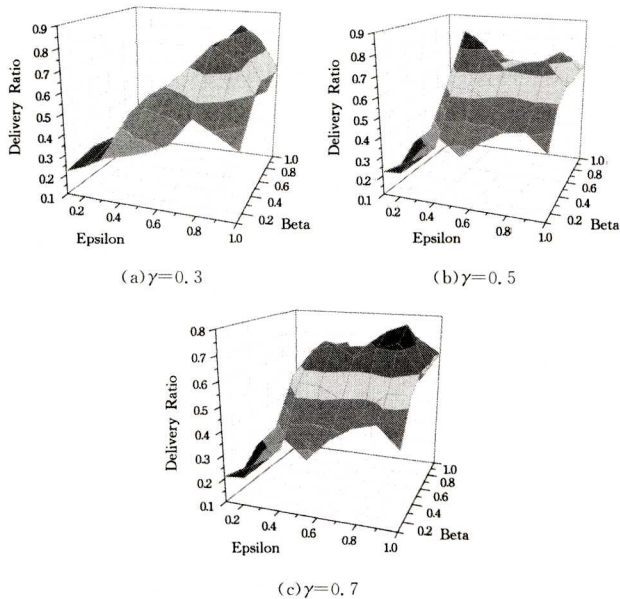


图 5 参数 β 和 ϵ 对送达率的影响

图 6 通过改变允许生存期 Dl_{upp} 的取值,观察 MTBR 在送达率和缓冲区平均占用率的变化情况。 Dl_{upp} 分别取值为 200, 250, 300 和 350,可以发现当 Dl_{upp} 越大时所获得的送

率越高,同时缓冲区平均占用率相对较低,这是由于当给予转发消息更长的生存期时,消息将获得更多的转发次数,并且可以适当减少转发拷贝数,从而使消息送达率更高,而且节点缓冲区平均占用率更低。

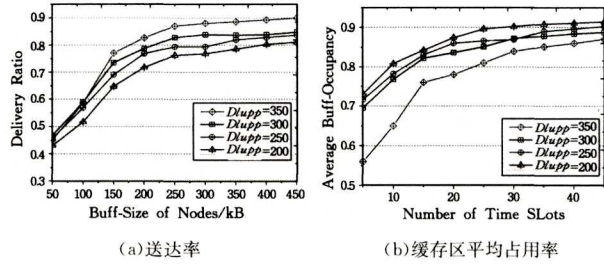


图 6 允许生存期对算法 MTBR 的影响

图 7(a)中 Epidemic 算法随着缓存区的增加送达率上升得最为明显,而从图 7(b)中可以看出 Epidemic 的消息冗余数非常容易达到缓冲区满的状态,Epidemic 算法的平均缓存占用区随着时间增长逐渐趋于饱和,此时节点上的存储消息甚至会发生溢出,因此尽管 Epidemic 获得了最优的送达率,但在节点存储空间有限的情况下仍是不可取的。SREP 算法由于地理位置是固定的,因此社区结构呈现出静态,相较于 MDIR 算法的 LIST 维护策略,SREP 并没有直接反映节点之间的关系,因此在节点转发时存在少量偏差,仿真结果显示 SREP 算法的送达率总体上接近于 MDIR,当节点缓冲区足够大时会逐渐低于 MDIR。同时,从图 7(a)和图 8(a)的比较中可以看到 BUBBLE 算法所获得的送达率对强移动节点数量并没有表现出敏感反应,因此与 MTBR 相比,BUBBLE 在强移动节点存在较多的社会网络时并不适用。

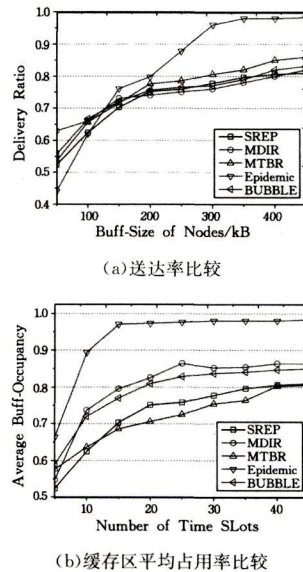
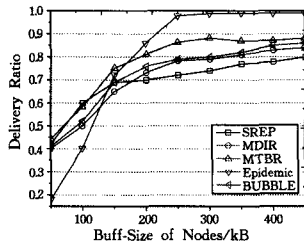


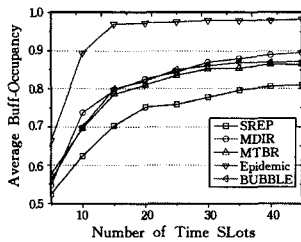
图 7 多种算法比较(强移动节点数为 40)

对比图 7(b)和图 8(b)中 MTBR 与 MDIR 两条曲线可以看出,MTBR 算法的效率与强移动节点数量成正比。此外,MTBR 算法在强移动节点数量增长后,送达率也有所增加,而 MDIR 的送达率随着强移动节点增加反而略有减小。通过对比图 7(b)和图 8(b)可以看出,在产生数据副本数量方面

(在图中表现为缓冲区平均占用率),由于 MDIR 算法与 MTBR 算法节点间需要经常交换历史信息,因此冗余数量随着节点数增加而线性增长。由于 MDIR 算法与 MTBR 算法的转发概率计算受到社团性质或移动倾向影响,网络中的总冗余数量远小于 Epidemic 策略的副本量,因此耗费的网络资源也远小于 Epidemic。此外,由于 SREP 和 BUBBLE 的转发条件同样由计算效用值决定,因此冗余数同样远少于 Epidemic 算法。根据上述比较可以发现,MTBR 算法在送达率和缓冲区平均占用率两项指标之间取得了较好的折中,并且表现较稳定的转发效率,尤其适用于强移动节点较多的社会网络。



(a) 送达率比较



(b) 缓冲区平均占用率比较

图8 多种算法比较(强移动节点数为80)

结束语 本文提出的 MTBR 算法通过分析社会网络节点的历史移动轨迹,来检测节点在特定时间和特定位置上的移动倾向,以区分节点移动类型并计算得到转发效用值,该算法倾向于将强移动节点作为数据转发中继,可以在保持送达率的同时有效降低网络中的副本数量,减少网络资源的消耗,从而提高社会网络的数据转发效率。

参考文献

- [1] FALL K. A delay-tolerant network architecture for challenged internets[C]// Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications (ACM SIGCOMM'03). 2003;27-34.
- [2] XIONG Y P, SUN L M, NIU J W. Opportunistic Networks[J]. Journal of Software, 2009, 20(1): 124-137. (in Chinese)
熊永平, 孙利民, 牛建伟. 机会网络[J]. 软件学报, 2009, 20(1): 124-137.
- [3] RIEDY J, BADER D A, MEYERHENKE N. Scalable multi-threaded community detection in social networks[C]// IEEE 26th International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops. 2012;1619-1628.
- [4] LINDGREN A, DORIA A, SCHELEN N O. Probabilistic routing in intermittently connected networks[J]. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 2003, 7(3):19-20.
- [5] GUO Z, PENG Z, WANG B, et al. Adaptive routing in underwater delay tolerant sensor networks[C]// 6th International ICST Conference on Communications and Networking in China (CHINACOM). IEEE, Harbin, 2011;1044-1051.
- [6] XIE X, ZHANG Y, DAI C, et al. Social relationship enhanced predictable routing in opportunistic network[C]// The Seventh International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks (MSN). 2011;268-275.
- [7] LANCICHINETTI A, FORTUNATO S. Benchmarks for testing community detection algorithms on directed and weighted graphs with overlapping communities[J]. Physical Review E, 2009, 80(1):016118.
- [8] YAN Y D, LIU L F. An update strategy of communities information based on variable half-lives in opportunistic networks [J]. Computer Science, 2016, 43(2): 124-128. (in Chinese)
严禹道, 刘林峰. 一种基于可变半衰期的机会网络社团兴趣值更新策略[J]. 计算机学报, 2016, 43(2): 124-128.
- [9] BHORKAR A, NAGHSHVAR M, JAVIDI T, et al. Adaptive opportunistic routing for wireless ad hoc networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2012, 20(1): 243-256.
- [10] NIU J, GUO J, CAI Q. Predict and spread: an efficient routing algorithm for opportunistic networking [C]// IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). 2011; 498-503.
- [11] YUAN Q, CARDEI I, WU J. An efficient prediction-based routing in disruption-tolerant networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012, 23(1): 19-31.
- [12] HUI P, CROWCROFT J, YONEKI E. BUBBLE Rap: social-based forwarding in delay-tolerant networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 10(11): 1576-1589.
- [13] KIM J K, KIM H K, OH H Y, et al. A group recommendation system for online communities[J]. International Journal of Information Management, 2010, 30(3): 212-219.
- [14] KERÄNEN A, OTT J, KÄRKKÄINEN T. The ONE simulator for DTN protocol evaluation[C]// The 2nd International Conference on Simulation Tools and Techniques. 2009;1-10.
- [15] OH S. An advanced taxi movement model in the working day movement for delay-tolerant networks[J]. Cluster Computing, 2014, 17(3): 751-756.
- [16] GEWALI L, ROMAN V. Generalization of shortest path map [C]// Seventh International Conference on Information Technology: New Generations (ITNG). 2010;296-300.
- [17] ROSVALL M, BERGSTROM C T. Maps of random walks on complex networks reveal community structure[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2008, 105(4): 1118-1123.