节点重要程度感知的分布式 DTN 结构检测机制*

吴大鹏，孔晓龙，王汝言，靳继伟，樊思龙
（重庆邮电大学 宽带泛在接入技术研究所，重庆 400065）

摘　要：间断连接无线网络具有较强的社会属性，感知网络结构能够有效改善网络性能。提出一种节点重要程度感知的网络结构检测机制，节点根据转发消息数量和邻居数量估计自身的重要程度，并以分布式的方式选取社区中心节点，进而依据与中心节点的共同邻居数确定本社区的邻居节点，完成网络结构检测。仿真结果表明，本机制检测准确率相较于 HCDA 提高大约 45%，且所提出的方法扩展性较强，适用于各种混杂网络场景。

关键词：社区检测；节点重要程度；邻居列表；社会等级度
中图分类号：TP393　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1001-3695(2012)07-2645-05
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.07.067

Distributed network structure detection mechanism based on node importance in DTN

WU Da-peng, KONG Xiao-long, WANG Ru-yan, JIN Ji-wei, FAN Si-long
(*Broadband Ubiquitous Network Research Laboratory*, *Chongqing University of Posts & Telecommunications*, *Chongqing* 400065, *China*)

Abstract: As nodes show strong social attributes in the intermittent connection wireless network, network structure detection can effectively improve the network performance. This paper presented a distributed network structure detection mechanism based on node importance in intermittent connection wireless network. First, nodes estimated their own importance degree based on the number of neighbors and forwarded messages, and selected the community center node in a distributed way. Then, according to the number of common neighbors nodes determined their own community center node. Eventually learned the entire network structure. The simulation results show that the proposed detection algorithm has higher accuracy than HCDA about 45%. Furthermore, this method with strong adaptability is suitable for a variety of mixed network scenarios.

Key words: community detection; node importance degree; neighbor list; degree of social hierarchy

0　引言

有别于 Internet、移动自组织网和传感网等传统网络，受拓扑动态变化、节点密度、节点缓存或信号衰减等限制，DTN[1,2]中的源节点和目的节点之间难以建立稳定的端到端连接，导致传统的路由协议无法运行。DTN 中的节点利用移动和相遇形成的通信机会，采用存储—携带—转发的路由方式，不断优选下一中继节点，逐跳实现源—目的节点间的通信。

DTN 以更加灵活的方式实现了节点之间的数据传输，且对未来普适计算有重大影响，近年来引起科研人员的密切关注。伴随着 DTN 的物理意义和数学特性的深入研究，结果表明，此种类型的网络节点有两个重要特性。一是节点运动过程具有一定规律，符合社会网络学中的“小世界，大世界”理论[3,4]——DTN 中节点可以分为多个社区，社区内节点相遇次数较多，社区间相遇次数较少；二是 DTN 节点服从幂率分布，一小部分节点相比其他节点有显著的连接度，这部分节点被称为 hub 节点[4,5]，大多数节点通过 hub 节点只需少量的跳数即可到达目的节点。因此，在消息传递过程中，对整个网络结构进行准确检测并且适当选择社区间数据转发节点，将有助于网络性能的优化。

传统网络的社区检测算法均为离线式社区检测方法，如基于边介数[6]、随机游走[7]、代理[8]等。传统的有线网络拓扑结构固定不变，并且网络中的节点不受节点能量和缓存的制约，因此每个节点都可以记录整个网络的拓扑信息，可以使用离线式社区检测方法；但是，对于间断连接、动态性强的 DTN，其节点的通信覆盖范围比较小，所获取的结构信息较少，此类算法无法有效地进行工作。在设计适用于 DTN 的网络结构检测方法时，必须考虑节点相遇过程中彼此交换的感知信息，利用局部网络状态信息，使用分布式的方法获知整个网络的结构。

目前国内外对于此方面的研究较少，当前 DTN 社区路由常应用的两个社区检测算法是 K-CLIQUE[9]和 WNA(weighted network analysis)[10]，但两个算法也是离线式检测算法，且 K-CLIQUE 算法对节点间边的权重需要人为设置，WNA 算法无法检测出重叠的社区(overlapping communities)。Hub 节点具有显著的连通特性，因而也有方法通过发现 hub 节点并将其作为社区中心节点来检测社区。

Hui 等人[11]通过设置节点社区内外等级来发现社区中心节点，由中心节点决策数据转发，但无法对整个网络的结构进行有效检测。Daly 等人[3]利用相似性来检测同一社区里的节点，用构建两个节点间的最短路径的中心性来检测社区的中心节点。Cupta 等人[12]提出了一种基于最大连接度算法(high-

收稿日期：2011-09-22；**修回日期：**2011-11-14　　**基金项目：**国家自然科学基金资助项目(61001105)；重庆市教委科学技术项目(KJ100521)

作者简介：吴大鹏(1979-)，男，黑龙江大庆人，博士，主要研究方向为无线网络服务质量管理(wudp@cqupt.edu.cn)；孔晓龙(1988-)，男，硕士研究生，主要研究方向为机会网络；王汝言(1968-)，男，湖北浠水人，教授，博导，博士，主要研究方向为下一代互联网体系结构；靳继伟(1984-)，男，河南商水人，硕士研究生，主要研究方向为机会网络；樊思龙(1987-)，男，江西九江人，硕士研究生，主要研究方向为机会网络.

est-connectivity cluster algorithm,HCDA),该算法是移动自组织网络中比较具有代表性的分布式社区检测算法,周期性地选取连接度最大的节点作为社区的中心节点,其通信范围内的节点自动成为社区成员节点。但利用连接度作为评判社区中心节点的标准并不合理,例如现实社会中的邮递员经常往返于社区间,连接度很可能最大,但他不能作为社区的中心。另外算法无法对社区内节点数目进行限制,常无法检测出社区间重叠的部分。虽然这种算法有许多缺陷,但它受到了学术界的广泛认可,是 Ad hoc 网络中其他社区检测算法进行性能比较的主要对象。

本文在分析现有的社区检测算法基础之上,提出了节点重要程度感知的分布式网络结构检测机制(network structure detection mechanism based on node importance,NSDMNI)。该机制根据节点重要程度选取网络中社区中心节点,普通节点根据与中心节点的共同邻居数选择其归属社区,最终以分布式的方式获知整个网络结构。

1 节点重要程度感知方法

为了能够更加准确地描述本文所提出的 NSDMNI 机制,所使用的相关参数定义如表 1 所示。

表 1 参数定义

参数	参数定义
$L_{Nb}(x)$	x 节点的邻居列表
N_A	$L_{Nb}(x)$ 中元素个数
$N_S(i,x)$	i 节点与 x 节点的共同邻居数
C_x	节点 x 的中心度
E_x	节点 x 的社会等级度
$N_T(x)$	节点 x 的消息转发消息数
CL_X	社区标签 X

1.1 动态邻居列表

邻居列表由多个邻居节点 ID 构成,由于节点与其邻居节点接触较网络中其他节点更频繁,邻居节点的定义如下。

定义 1 邻居节点。网络中任意一节点 x,与 x 相遇频繁的节点,称为节点 x 的邻居节点。

为准确描述节点的邻居节点个数,本文利用邻居列表来进行估计。网络中所有节点保存相应的邻居列表 $L_{Nb}(x)$(如节点 i 的邻居列表 $L_{Nb}(i)$),列表中的表项按照相遇次数降序排列,且保存邻居节点 ID 表项。因为节点在单位时间内与其他节点平均相遇次数多,所以该节点在网络中更为活跃,其拥有邻居节点数量就更多,邻居列表更长。基于以上原因,本文设置 i 节点的列表长度 N_i 为

$$N_i = \frac{\sum_{m=1}^{n} f(m)}{t} \tag{1}$$

其中:n 是指当前时刻 i 节点所遇到的所有节点个数;$\sum f(m)$ $(m \in [1,n])$ 表示当前 n 个节点与 i 节点相遇总次数;$f(m)$ 表示当前时刻 i 节点 m 节点相遇次数;t 是指从网络初始化完成之后到当前状态的间隔时间,以 h 为单位。

如式(1)所示,初始时 t 较小,因此可以保证列表长度足够大以便收集充足的相遇节点信息。随着 t 的增大,列表长度相对变小,列表通过保留表首前 N_i 个表项并剔除表尾项目来缩短长度,以确保所记录邻居节点的准确性。然而相遇总次数 $\sum f(m)$ 也不断增加,最终邻居列表长度会趋于稳定。

随着节点在网络中持续地进行随机移动,节点最终会遇到网络中大部分节点,并且遇到同一节点的次数也不断增加。若定义邻居节点为相遇超过一定次数的节点,会将非同一社区节点误认为社区内邻居节点。但是,根据节点的社会属性限制,处于同一社区内的节点相遇次数较多,节点邻居列表中排在靠前位置的邻居节点仍然是属于本社区的节点。因此本文以这种方式定义邻居列表。

1.2 共同邻居数

因为社区内部节点相遇频繁,处于同一社区的节点必然拥有更多的共同邻居,因而可以通过共同邻居数来指导节点加入哪一社区。设节点 i,j 的共同邻居数为 $N_S(i,j)$:

$$N_S(i,j) = \begin{cases} N_{L_{Nb}(i) \cap L_{Nb}(j).\mathrm{sub}(1,N_i)} & N_i \leqslant N_j \\ N_{L_{Nb}(i).\mathrm{sub}(1,N_j) \cap L_{Nb}(j)} & N_i > N_j \end{cases} \tag{2}$$

其中:$L_{Nb}(i).\mathrm{sub}(1,N_i)$ 表示 i 节点邻居列表的子列表,这个子列表是由原列表中第 1 个到第 N_i 个表项构成的。若某节点非常活跃,可能会在某一段时间内该节点邻居列表长度过大。假设 j 节点就是该类节点,取 $L_{Nb}(j).\mathrm{sub}(1,N_j)$ 作比较就是为避免当 $L_{Nb}(j)$ 过大时,$L_{Nb}(i)$ 直接与之比较得出的共同邻居数 $N_S(i,j)$ 不准确。同时,也可以保证同一社区节点比较时共同邻居数达到最大。

1.3 节点重要程度

评定一个节点的重要程度,需要评定节点中心度和节点社会等级度两个方面。节点中心度表示节点的数据转发能力,根据间断连接无线网络的工作原理可知,节点中心度随着转发消息数量的增加而逐渐上升,设 i 节点中心度为 C_i:

$$C_i = (1-d)N_i + dv_i \tag{3}$$

其中:v_i 指 i 节点转发消息数;N_i 是 i 节点邻居列表长度,即邻居数;d 是阻尼系数。由于只有小部分节点转发消息数高于中心节点,经仿真验证设定 $d<0.3$ 即可。

由于某些社区节点相对稀疏,而另一些社区的节点相对稠密,后者社区内的中心节点的中心度必然高于前者,但这些活跃节点在各自社区的社会地位是相似的,因此其他节点就可以通过这一特性来发现各自社区的中心节点。本文使用节点社会等级度来量化社会地位,节点 i 的社会等级度为

$$E_i = 1/\frac{v_i}{t \times N_i} \tag{4}$$

其中:$v_i/(t \times N_i)$ 表示在节点不断交互消息的 t 时刻内,i 节点的所有邻居中,平均每个邻居帮助转发的消息数量,比值越大说明 i 节点转发消息对邻居的依赖性越大,即 i 节点独立转发消息的能力越弱,造成的网络负载越高。由 bubble rap[12] 可知,中心节点是连接两个社区及决策消息转发的主要节点,由于经过它传递消息经过的跳数相对较少,所以依赖的节点也相对较少。并且中心节点在各自社区的社会地位相似,因此独立转发消息的能力也相似。通过此种方式,上述公式可以区分节点在各自社区内的等级,使节点能发现同社区的中心节点。

中心节点既具有较高的社会连接度,又具有很强的数据转发决策能力。故其节点中心度和节点社会等级度必然在网络中所有节点中均处于最高,其余节点需同时通过这两个参数来判断社区中心节点。

1.4 节点状态更新

本机制检测社区需要多个参数,对于任意节点 i,需要保存多种信息,其所需保存的信息如图 1 所示。

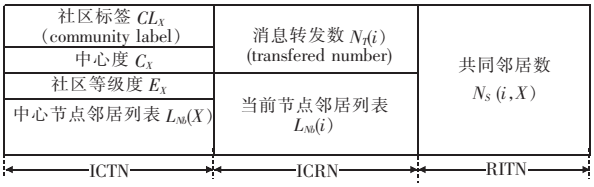

图 1　节点保存信息

节点保存的信息表分为三个部分,社区中心节点的相关信息(information of center node,ICTN),当前节点的相关信息(information of current node,ICRN)和两个节点相关的信息(related information of two nodes,RITN)。

ICTN 含有:a)社区标签 CL_X,也就是该节点所对应社区的标签号,本算法设置的是社区中心节点 X 的 ID;b)该中心节点 X 的中心度 C_X;c)中心节点 X 的社会等级度 E_x;d)X 的邻居列表 $L_{Nb}(X)$。ICRN 记录:a)本节点 i 消息转发消息数 $N_T(i)$;b)本节点的邻居列表 $L_{Nb}(i)$。这两个参数用于计算本节点中心度,社会等级度。RITN 含有节点 i 与中心节点 X 的共同邻居数 $N_S(i,X)$。

在节点寻找各自所属社区的过程中,需要频繁使用该信息表,且表中各项信息随节点持续随机移动而不断变化。因此有必要适当地更新该表,以保证能准确有效地检测出网络社区,具体更新方式在下一章中介绍。

2　分布式网络结构检测机制

2.1　机制原理介绍

在 DTN 社区运动模型下节点的运动规律是:节点以较大的概率在本社区随机运动,以较小的概率在社区外漫游。根据 DTN 的实际情况,每个社区都存在相应的中心节点,这些节点可以通过重要程度得到,因此普通节点只要寻找重要程度最高的节点并且计算与其相同邻居的个数,就可以发现本社区的中心节点。同时,中心节点给每个找到它的节点转发本社区的社区标签(该中心节点的 ID),形成局部社区。其他未标记节点中,若其有多数邻居节点拥有同一标签,说明该节点更趋向成为此标签对应局部社区中的一员。同时属于社区成员的邻居节点向其传播这一标签。这样,随着路由转发的进行,最终拥有同一种社区标签的节点就归为同一社区,网络中的社区被检测出来。

2.2　社区检测具体步骤

本算法是基于标签转发的社区划分算法,拥有相同社区标签的节点属于同一个社区。假设有 i,j 两个节点属于 DTN,M、N 分别是 i、j 保存的社区标签所对应的节点。

a)初始化。网络中所有的节点保存的信息表中内容全部设置为 NULL 或 0。

b)所有节点在传递消息的过程中均不断更新转发消息数 $N_T(i)$ 和 $L_{Nb}(i)$,并且计算本节点的中心度和社会等级度。当这两个参数均大于或等于原先保存的值时,更新社区标签 L 为 CL_i,C_X 和 E_X 分别更新为 C_i 和 E_i,设置 $L_{Nb}(X)$ 为 NULL,共同邻居数 $N_S(i,X)$ 为 0。

c)当 i 节点遇到 j 节点时,两节点所保存的社区标签不一致,节点 i 若要加入节点 j 所在社区,需满足下面三个判断条件:

(a)j 节点保存的中心度 C_N 必须比 i 节点保存的 C_M 大,因为 j 节点保存的社区标签 N 节点的能力更强,更有可能是中心节点。

(b)j 节点保存的社会等级度 E_N 必须要比 E_M 高,说明 N 节点的社会地位要更高,综合 a、b 两个条件可判断 N 节点是否更可能是中心节点。若 j 节点保存的 E_N 大于等于 i 节点保存的 E_M,则比较下一个条件。

(c)N 节点与 i 节点的共同邻居数 $N_S(i,N)$ 要多于 $N_S(i,M)$,这一步通过比较 $L_{Nb}(i)$ 与 j 节点保存的 $L_{Nb}(N)$ 得到 $N_S(i,N)$,再通过比较 $N_S(i,N)$ 与 $N_S(i,M)$ 可知。表明 N 节点与 i 节点相同邻居数要比 M 节点与 i 节点的多,同一社区的节点共同邻居数必然比非同一社区的多,通过这一标准进一步判断 N 节点是否更有可能是 i 的社区中心节点。

d)当 i 节点遇到 j 节点时,若 i 节点与 j 节点所保存的社区标签一致,如果 j 节点保存的中心度 C_N 比 i 节点保存的大,则更新 i 保存的所有社区中心节点的信息,使 C_N、E_N、$L_{Nb}(N)$ 为 j 节点保存的内容。但是更新 $N_S(i,N)$ 时注意,如果 $N=i$,则不更新,因为没有意义。若 $N\neq i$,比较更新后的 $L_{Nb}(N)$ 与 $L_{Nb}(i)$ 得出 $N_S(i,N)$。如果出现 $N_S(i,N)=0$,说明该中心节点 N 与 i 没有邻居节点,i 不在 N 所在社区。此时,释放所有社区中心节点的信息,用其本身的信息替代。CL_N、C_N、E_N、$L_{Nb}(N)$、$N_S(i,N)$ 替代为 CL_i、C_i、E_i、$L_{Nb}(i)$ 和 0。同时 j 也进行上述类似的操作。

e)不断重复 b)~d)三个步骤,直到每个节点的社区标签不变为止。

2.3　节点状态更新补充

DTN 社区模型中,节点不断学习网络结构,并在此过程中利用网络特性进行路由转发,因此一旦某些节点的社会属性发生变化,即归属社区发生改变(如工作变动、居住地变迁等),将引起网络结构的变化,直接导致路由性能的下降。因此,必须对节点的状态保持实时监控,在网络结构发生变化时,对其进行重新检测。此外,节点所保存信息中 ICTN 和 RITN 参数描述网络特性,可为路由转发策略设计、服务发现策略设计及其他相关工作提供支持,因此对节点状态保持持续更新有助整个网络性能的提高。

显然,节点更新会使节点能耗有所增加,因此在后续的工作中,需对路由传输性能及节点能耗两方面综合考虑,以最低的能耗得到最优的路由传输性能。

3　仿真结果

3.1　仿真环境设置

本算法是在 ONE(opportunistic network environment)仿真平台[13]下验证的,此环境下的仿真参数设置如表 2 所示。

表 2　仿真参数设置

参数设定		参数数值
网络区域/m^2		4 500×3 400
网络仿真时间/h		12
节点通信方式		Bluetooth
数据包间隔时间/s		[25,35]服从指数分布
社区数		4 和 5
中心节点分布		每社区 1 个
节点的缓存/MB	普通	5
	中心	50
节点移动速度	普通	0.5~1.5 m/s
	中心	7~10 km/h
停留时间/s		0~10

仿真共分为两种情况,一种是对规则化网络环境进行检测,另一种是对混杂化网络环境进行检测。规则化网络为 4 个社区,社区结构明显;混杂化网络为 5 个社区,结构不明显。

3.2 不同网络规模的仿真结果

本文设置了不同情况进行仿真,对 4 个社区中设置 a 情况:每个社区 10 个节点;b 情况:每个社区 20 个节点;c 情况:每个社区 30 个节点;d 情况:社区节点分别是 20,30,40,50;e 情况:社区节点分别是 10,20,40,50。对 5 个社区中设置 f 情况:每个社区 30 个节点;g 情况:社区节点分别是 10,20,30,40,50。

3.2.1 NSDMNI 算法测试分析

为了分析算法是否稳定,对算法进行了三类仿真测试:a)不同网络规模下的性能分析;b)网络异构性不同情况下的性能分析;c)社区重叠下的性能分析。

a)不同网络规模下的性能分析

a、b、c 表示网络中节点越来越密集的三种情况,由图 2 可知,本算法随着网络运行时间的增加,节点获得更充分的信息来判断本社区的中心节点,所表现的性能越来越好。而且无论网络节点稀疏还是稠密,算法在 12 h 时刻,都能几乎准确地检测出社区结构。其中,a 情况在 12 h 检测准确率为 97.7%,b 情况为 99.1%,c 情况为 100%。但节点越密集,算法检测社区结构的速度越快,在 2 h 时刻,a 情况检测准确率只有 31.8%,即 31.8% 的社区结构被检测出来;而 c 情况为 62%,且在 11 h 时,社区检测准确率已经达到 100%。

另外,仿真结果图中的曲线不够平滑是因为节点判断加入某一社区是依靠相遇的邻居节点保存的社区标签,一旦邻居节点出错,则会影响到自己。所以可能会出现多个节点一起找准社区的情况发生,图中曲线就会出现前段时间内准确率增加很快。但是后一段时间则相对平缓的情况出现,如图中 a 情况中 8 h 到 9 h 比 9 h 到 10 h 的曲线上升快。

b)网络异构性不同情况下的性能分析

c、d、e 表示社区结构差异越来越大的三种情况,社区结构差异是指网络中某些社区节点稀疏,而某些社区节点稠密。稀疏社区与稠密社区节点数相差越大,社区结构差异越大。

从图 3 中可以看出在仿真初始时期,在某些社区节点过于稀疏,另一些社区节点过于稠密的情况下,相比同等网络规模下算法的检测速度较慢,但随着仿真时间的增加,三种情况的检测性能都能达到良好的效果。在 d 情况中,最多节点社区节点数为最少节点社区节点数的 5 倍,而在 e 情况下则是 2.5 倍,在 8 h 前,社区检测结构差异性小的检测社区速度更快,但在 8 h 后,两种情况检测速度一样,两曲线重合。c 情况网络节点数为 120,e 情况网络节点数为 150,两者曲线几乎重合,说明社区结构差异性小时,对算法检测社区的影响不大。

c)社区重叠下的性能分析

图 4 表明了在社区结构不明显的情况下,无论是社区节点均衡还是社区节点稀疏差距过大,检测性能依然与社区结构较为明显的检测性能一致。如图中 c 情况与 f 情况曲线一致,e 情况与 g 情况曲线一致。c 情况与 f 情况均为每个社区 30 个节点,可以看出两种情况下的曲线几乎重合,但由于 f 情况是 5 个社区,网络规模要比 c 情况大,所以 f 的检测速度略高。e 情况与 g 情况最多节点社区节点数均为最少节点社区节点数的 5 倍,但 g 情况社区多出了一个 30 个节点的社区,网络规模更大,所以比 e 情况社区的检测性能要好。

3.2.2 与 HCDA 算法性能比较

由于 DTN 中社区检测算法有限且皆为离线算法,最大连接算法 HCDA 在非离线的社区检测算法中具有代表性,以下分别比较了 HCDA 与 NSDMNI 在以下条件中进行了比较分析:a)社区结构明显、网络每个社区 20 个节点(b 情况);b)社区结构明显、网络每个社区节点个数分别为 20、30、40、50(d 情况);c)社区结构不明显、网络每个社区 30 个节点(f 情况)。

从图 5 ~ 7 可以看出,在这三种情况下,NSDMNI 比 HCDA 性能均有明显的提高,HCDA 也是随时间递增检测效果渐佳,在 12 h 的检测准确率均为 45% ~ 55%。且在 2 ~ 12 h 内曲线较为平缓,即性能提升缓慢,不能快速检测出社区。由于 HCDA 中节点通信范围直接决定各个社区的大小,所以在 DTN 节点通信范围较小、节点移动频繁的条件下,选取中心节点从而达到发现社区的目的仅以节点最大连接度为参照是不够的。

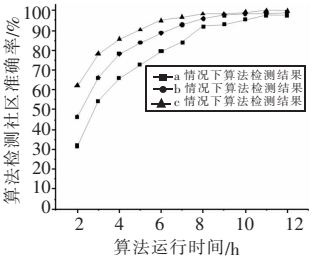

图 2 本文算法在 a、b、c 三种情况下的仿真结果

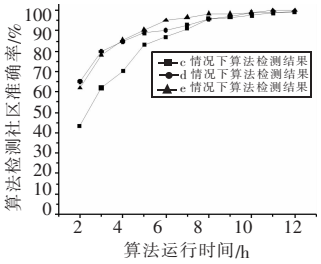

图 3 本文算法在 c、d、e 三种情况下的仿真结果

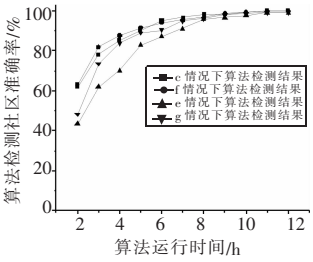

图 4 本文算法在社区结构不明显网络的检测效果

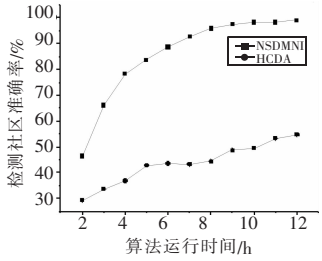

图 5 两种算法在 b 情况下的检测效果

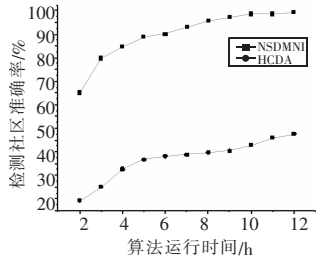

图 6 两种算法在 d 情况下的检测效果

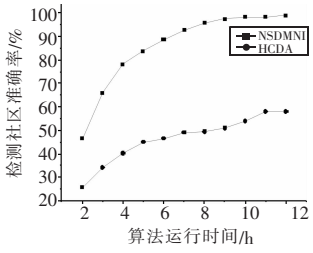

图 7 两种算法在 f 情况下的检测效果

4 算法复杂度分析

本文提出的社区检测机制时间开销主要分为初始化阶段时间和标签更新阶段时间两个部分。

对于节点总数为 n、节点间连接总数为 m 网络。根据上文所述检测过程,网络初始每个节点的社区标签,需要时间复杂度为 $O(n)$。此后的标签更新时间开销都与节点每次的相遇成正比:对于每个节点 i,其邻居节点数为 N_i,$N_i \in (0,m)$。节点 i 根据邻居节点选取所在社区,其中比较节点中心度和比较节点社会等级度的时间开销最大值均为 $O(N_i)$。此过程在整个网络中节点重复迭代,每次迭代时间开销最大值为 $O(m)$。

综合两部分过程,该算法执行需要的时间复杂度最小为$O(n)$,最大为 $O(n+m)$,类似于线性复杂度。

5　结束语

针对 DTN 逻辑结构进行分析研究有助于为该网络性能提供优化和管理方法。根据网络中节点所表现出来的社会属性,本文提出了一种分布式的网络结构检测方法,经仿真验证在网络节点稀疏、网络异构性较强以及网络社区结构不明显的情况下均能有效地检测 DTN 的社区结构。在同样情况下与传统社区检测算法 HCDA 相比,准确率有显著的提高。未来的主要工作是综合考虑节点社会属性、能耗以及网络结构,设计带有备用中继节点的数据转发方法,使其能够根据当前网络状态自适应地调整相同消息的拷贝数量。

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] 苏金树,胡乔林,赵宝康,等. 容延容断网络路由技术[J]. 软件学报,2010,21(1):119-132.

[3] DALY E M,HAAHR M. Social network analysis for routing in disconnected delay tolerant MANETs[C]//Proc of the 8th ACM International Symposium on Mobile Ad hoc Networking and Computing. New York:ACM Press,2007:32-40.

[4] LIN Guo-long,NOUBIR G,RAJARAMAN R. Mobility models for Ad hoc network simulation[C]//Proc of the 23rd Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. 2004.

[5] YONEKI E,HUI Pan,CROWCROFT J. Distinct types of hubs in human dynamic networks[C]//Proc of the 1st Workshop on Social Network Systems. New York:ACM Press,2008:7-12.

[6] NEWMAN M E J,GIRVAN M. Finding and evaluating community structure in networks[J]. Physical Review E,2004,69(2).

[7] PONS P,LATAPY M. Computing communities in large networks using random walks[C]//Proc of the 20th International Conference on Computer and Information Sciences. Berlin:Springer-Verlag,2005:284-293.

[8] YANG Bo,CHEUNG W,LIU Ji-ming. Community mining from signed social networks[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering,2007,19(10):1333-1348.

[9] PALLA G,DERÉNYI I,FARKAS I,*et al*. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society[J]. Nature,2005,435:814-818.

[10] NEWMAN M E J. Analysis of weighted networks[J]. Physical Review E,2004,70(5).

[11] HUI Pan,CROWCROFT J,YONEKI E. Bubble rap:social-based forwarding in delay tolerant networks[C]//Proc of the 9th ACM International Symposium on Mobile Ad hoc Networking and Computing. New York:ACM Press,2008:241-250.

[12] GUPTA P,KUMAR P R. The capacity of wireless networks[J]. IEEE Trans on Information Theory,2000,46(2):388-404.

[13] KERÄNEN A,OTT J,KÄRKKÄINEN T. The ONE simulator for DTN protocol evaluation[C]//Proc of the 2nd International Conference on Simulation Tools and Techniques. Brussels,Belgium:ICST,2009.