

基于社会上下文认知的机会路由算法

徐 方^{1,2}, 张沪寅¹, 王 晶¹, 徐 宁¹, 汪志勇¹, 邓 敏²

(1. 武汉大学计算机学院, 湖北武汉 430072; 2. 湖北工程学院计算机与信息科学学院, 湖北孝感 432000)

摘 要: 无线智能设备的普遍使用促进了机会网络的发展. 这类网络处于间歇性连接状态, 以自组织方式转发数据. 路由协议设计时考虑节点携带者的社会特征和日常行为能够提高机会网络的性能. 提出了一种基于社会上下文认知的机会路由算法 SCOR, 该算法利用网络中的社会上下文信息, 通过 BP 神经网络模型预测节点的移动行为. 路由决策过程充分考虑移动节点活动的时间和空间属性, 当接收节点与发送节点同时处于网络中的同一连通域时, 数据转发采用同步方式, 否则采用异步方式. 仿真分析和实验结果表明, 与其它经典算法相比, SCOR 算法提高了数据成功转发的比率, 减少了网络的开销.

关键词: 社会关系; 上下文认知; 神经网络; 机会路由

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2015)05-0833-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.05.001

Social Context-Aware Routing Algorithms in Opportunistic Networks

XU Fang^{1,2}, ZHANG Hu-yin¹, WANG Jing¹, XU Ning¹, WANG Zhi-yong¹, DENG Min²

(1. Computer School, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China;

2. School of Computer and Information Science, Hubei Engineering University, Xiaogan, Hubei 432000, China)

Abstract: The pervasive deployment of wireless smart devices stimulates the development of ad hoc networks. Such networks, also referred as opportunistic networks, are intermittently connected and represent a paradigm shift of forwarding data in an ad hoc manner. A recent trend is looking at social relationships, inferred from the social nature of human mobility, to bring messages close to a destination. We addressed this challenge by presenting a social context-aware opportunistic routing (SCOR). In this novel protocol, social context information of the network was exploited to predict the mobility patterns of nodes based on the back-propagation neural networks model. The routing scheme considered both the spatial and the temporal dimensions. If the recipient was present in the same connected region of the network as the sender, the message was delivered by synchronous method, or else the message was delivered by asynchronous method. The evaluation analysis and the simulation results indicate that for the social context-based routing algorithms in opportunistic networks, SCOR solution outperforms other routing solutions due to its ability to maximize the delivery ratio and to minimize the network overhead.

Key words: social relationship; context-aware; neural networks; opportunistic routing

1 引言

机会网络 (Opportunistic Networks) 是目前移动自组网 (MANET) 的重要发展方向之一, 在日常生活中, 具有无线网络和感知功能的移动设备的普遍应用为机会网络的发展创造了巨大的机遇. 机会网络中节点利用存储、携带和转发的方式来传递消息^[1,2]. 当不存在通往目的节点的转发路径时, 中间节点把信息存储在自己的缓存中, 然后利用与其它节点接触的机会把消息向接近目的节点的方向发送. 基于这种转发机制, 在过去几年里研究者在优化路由协议的转发策略方面做了大量的

努力^[3].

最初的机会路由算法采用基于洪泛的方法来转发数据, 如 Epidemic 路由算法^[4], 但是 Epidemic 机制在数据分组传送阶段存在通信冗余的问题, 有研究者提出了基于网络编码路由算法^[5], 该算法在传送数据分组时使用主动异或网络编码和多播, 并且取消了请求控制分组, 从而能够减少数据分组的转发次数和控制分组数量, 降低网络开销和传输时延. 基于节点移动性的路由技术利用节点移动的信息做出数据转发决策^[6]. PRoPH-ET^[7]是一种概率路由算法, 它利用收集到的历史接触信息计算一个节点到目的节点的投递预测值, 本文称之

为投递概率. 当一个节点频繁遇到目的节点时, 投递概率就会增加, 反之则可以利用老化函数来减小概率. CAR 路由算法^[8]利用卡尔曼滤波模型评估多维上下文信息, 通过对未来上下文信息的预测来进行路由决策.

相关研究表明, 在路由协议设计过程中利用网络的上下文信息可以有效提高路由协议的性能^[9]. 网络中的上下文信息包括当前的网络运行环境、设备携带者的行为和携带者的相关信息, 如工作的地点和单位、访问某个地点或见到某个用户的概率和时间等等. 利用这些上下文信息, 路由协议能够方便地找到适合的转发节点, 提高数据分组的转发效率^[10]. 目前, 一些研究者通过研究由无线智能设备组成的机会网络, 认为由人们携带的智能设备组成的机会网络是一个社会关系的集合, 社会关系显著地影响网络节点之间的相遇模式. 因此收集和利用网络中节点社会活动的上下文信息对于优化路由策略有着十分重要的意义^[10, 11], 而且该研究有利于推进未来普适网络的发展. 社会上下文认知路由算法不仅要利用节点移动性相关的上下文信息, 而且还考虑节点社会方面的属性作为一个重要参数来参与路由决策. 实际上在大多数情况下, 节点的移动特征由该节点的携带者的行为所决定, 这些携带者可能是人、动物或者车辆. 因此, 利用携带者的社会关系进行路由决策更适用于现实世界. 目前提出的基于社会上下文的路由算法主要有: HiBop^[12]、Rubble Rap^[13]和 dlife^[14]. 尽管目前利用社会上下文信息提高网络性能的研究取得了不少成果, 但是仍然存在一些具有挑战性的难题: 减小间歇性连接对网络的影响, 优化数据丢失的处理方案, 优化数据转发的调度策略等.

以上所述路由算法在做出路由决策时, 大多只是考虑了部分的空间和时间因素. 即使发送节点周围不存在投递概率较高的邻居节点, 发送节点也要启动数据的转发过程. 基于以上分析, 本文提出了一种基于社会上下文信息预测的数据转发方案——基于社会上下文认知的机会网络路由算法 (Social Context-aware Opportunistic Routing, SCOR). 该算法使用 BP 神经网络 (Back-Propagation Neural Networks, BNN) 模型预测节点的上下文信息, 利用预测信息选择最适合的消息携带者. 根据目的节点的上下文信息, 转发节点采用不同的数据转发模式, 从而减小数据传输的时延和网络开销, 提高网络的性能.

2 上下文信息预测模型

2.1 问题的描述

机会网络中节点频繁移动, 网络经常处于分割状态, 节点间大部分时间不存在端到端的通路, 数据分组

传输过程中时延开销过大. 本文结合目前对移动自组网路由研究的进展, 归纳出机会网络主要面临的问题.

(1) 在网络不能完全连通的情况下, 进行数据分组转发时如何有效选择最优的携带者节点, 如何有效选择转发时间.

(2) 机会网络中节点本身的资源 (能量、缓存空间、传输带宽) 非常有限. 因此研究节省资源的单拷贝方式下的高效数据转发具有十分重要的意义.

(3) 分析移动节点具有的社会属性和移动特征, 如何充分利用移动节点的上下文信息对节点间的相遇情况进行预测, 从而有效提高数据分组的转发效率.

2.2 模型假设

为了便于对机会网络的形式化描述和对问题的分析, 下面为上下文信息预测模型设定了一些假设条件.

(1) 整个网络用 $G(V, E)$ 表示, 网络中有 n 个节点, G 为无向的非连通图, V 是网络中节点的集合, E 为节点间链路集合.

(2) 当节点 x, y 处于彼此通信范围时, 它们之间的通信链路 $(x, y) \in E$, 并且链路集合 E 中所有链路为双向的. 链路 (x, y) 随时间变化而变化, 即在不同的时刻, 链路 (x, y) 可能是连通的也可能是断开的.

(3) 在图 G 中, 存在至少一个割点和一条割边. 如果 G 中任何割点和割边被删除, 那么网络 G 就演变为由若干个子图组成的非连通图. 本文称单个子图为连通域.

(4) 网络中的每个节点的本地缓存空间有限且大小相同, 每个节点不拒绝为其它节点转发数据.

(5) 如果两个节点的携带者具有相似的社会上下文属性, 那么它们之间存在较高的相遇概率.

2.3 模型的建立

节点的移动和节点携带者的社会活动密切相关, 所以首先要为每个节点建立档案文件存储有关的上下文信息, 然后根据上下文信息的重要性设定适当的权重, 最后利用 BP 神经网络预测模型计算投递概率.

2.3.1 概念和定义

网络中的每个节点都有一个档案文件用于描述节点相关的信息. 这些信息包含设备持有者的信息 (姓名、住址、工作单位、爱好等) 和设备的状态信息 (电池电量、内存容量等). 节点档案文件由一组成对的属性 (evidence) 和值 (value) 组成, 档案文件的结构如表 1 所示.

表 1 节点档案文件

Evidence name	Value	Hashed values
e_i	v_i	$H(e_i, v_i)$

在节点档案文件中, 每个节点的档案文件具有相

同的属性集合,并且属性排列的顺序是一致的.每个上下文属性会被分配一个权重用来体现其重要程度,属性权重的分配与实际应用相关.

定义 1 相遇概率.相遇概率是一个节点 N 与目的节点 D 的未来相遇的可能性的预测值,记作 $P_{[N,D]}$.每个节点的档案文件中包含节点的相关属性(evidence)和对应的值(value).节点 N 和节点 D 间的相遇概率可以用 N 与 D 的档案文件的匹配程度表示,通过比较两个档案文件中的相应属性的散列值来计算匹配程度.哈希函数的输出始终保持固定的大小长度,并且散列值是按照顺序进行比较.

节点 N 档案文件中成对的属性和对应值的集合记为 $N(e, v)$;节点 D 档案文件中成对的属性和值的集合记为 $D(e, v)$;节点 N 和目的节点 D 成对的属性和值的交集记为 $M(e, v)$,则有如下公式(1):

$$M(e, v) = N(e, v) \cap D(e, v) \quad (1)$$

属性的权值表明该属性在信息成功投递中的重要性,每个属性被设有一个权重.设 W 为 $M(e, v)$ 中属性的权值 W_m 的集合, W_d 为 $D(e, v)$ 中属性权值 W_d 的集合.则节点 N 和目的节点 D 之间的相遇概率 $P_{[N,D]}$ 计算公式如下:

$$P_{[N,D]} = \frac{\sum_{m \in W} W_m}{\sum_{d \in W_d} W_d} \quad (2)$$

定义 2 时段内的相遇概率.时段内的相遇概率是指节点 S 在时间段 i 与目的节点 D 的相遇概率,记作 P_i .设 X_i 是在时间段 i 内发送节点 S 遇到的节点的集合,并且 X_i 所包含的节点与目的节点 D 的相遇概率都高于 S 到 D 的相遇概率($P_{[S,D]}$). $|X_i|$ 表示 X_i 的基数,节点 S 与 D 在时间段 i 的相遇概率计算公式如下:

$$P_i = \frac{\sum_{A \in X_i} P_{[A,D]}}{|X_i|} \quad (3)$$

其中 P_i 是时间段 i 内的相遇概率, $P_{[A,D]}$ 是节点 A 与目的节点的相遇概率,见公式(2).

在社会生活中,人们的活动存在周期性规律.为了分析节点的社会上下文信息,本文参考文献[15]把节点的活动分为周期(纵向参数)和时段(横向参数),如图 1 所示.对一个工作日的观察,设备携带者很可能日复一日的重复他们的活动.研究发现,每天相同的各个时段,节点很可能遇到类似的其它节点集合.那么,为了把数据发送到目的节点,源节点可以根据以前与目的节点的历史相遇信息来预测下一个时段相遇概率.因此,根据预测信息,发送节点能够预测在什么时段与目的节点再次相遇的概率较高,然后利用预测结果来决定下次发送数据报文的最佳时间和地点.

2.3.2 BP 神经网络预测模型

为了预测发送节点在下一时段与其它节点的接触情况,必须了解发送节点与其它节点的接触历史.只要发送者获得了与其频繁接触节点的历史上下文信息,那么这些上下文信息可以用来预测下一个时段发送节点的接触情况.本文选择使用 BP 神经网络作为预测模型的原因^[16]如下:(1)BP 神经网络能够灵活的适应当前的环境,在每次训练过程中,能够自动调整参数(突触权重)而达到满意的输出精度;(2)BP 神经网络容易利用计算机现实;(3)BP 神经网络预测模型具有应用无关性.

为了预测下一时段设备携带者与其它节点的接触情况,必须要用到如下两个输入参数:当前时段设备携带者的与其它节点的相遇情况(横向输入)和上一周期相同时段的历史相遇概率(纵向输入).节点会在每个时段内计算到目的节点的相遇概率,并存储这些数值用于下一个周期的预测.

输出值的预测 如图 1 所示, $P_i^j (j \in ([1, \dots, T]), (i \in [1, \dots, R]))$ 是当前节点在周期 j 时段 i 时与目的节点的相遇概率. T 是我们考虑建立纵向输入时选取的历史的周期数量, R 为每个周期所分成的时段数.例如当前周期(周期 0)的时段 $(i-1)$ 的上下文情况可以表示为 P_{i-1}^0 ,而我们想要预测本周期下一个时段(周期 0 时段 i)的上下文情况 P_i^0 .

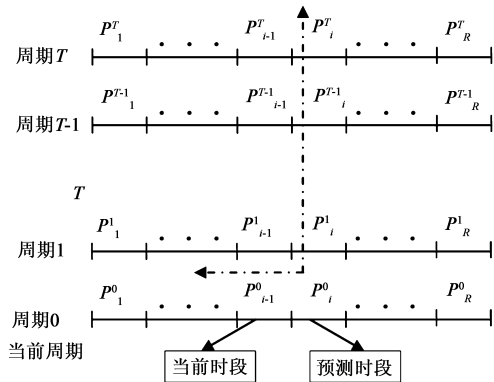


图1 横向参数和纵向参数

简化解决问题的方法对于资源受限的移动设备非常重要,在具体实现中,在时段 i 的纵向输入值的计算是对两次相遇概率的累积,如公式(4)所示.在经过一个周期之后,节点只保存每个时段最新的上下文信息.

$$Pc_i^1 = \frac{P_i^1 + Pc_i^2}{2} \quad (4)$$

公式(4)中, Pc_i^2 是周期 2 时段 i 的相遇概率累积值, Pc_i^1 是周期 1 时段 i 的相遇概率累积值.

为了预测节点在下一时段 i 与目的节点的相遇概率,图 2 给出了 BP 神经网络工作过程的基本模型.在图

2 中横向输入 I_h 为当前周期的相遇概率, $I_h = P_{i-1}^0$. 纵向输入 I_v 是 $P_i^j (j \in ([1, \dots, T]))$ 的累积值, $I_v = P_c^i$, 计算方法见公式(4). 横向输入和纵向输入分别对应的突触权重为 W_h 和 W_v .

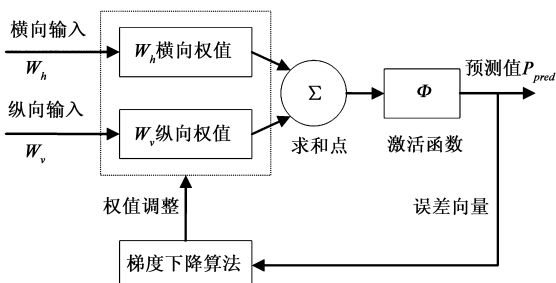


图2 BP神经网络模型的预测过程

求和点函数公式如下:

$$F = I_v W_v + I_h W_h \quad (5)$$

激活函数: 激活函数是一个归一化的函数, 它的输出在 0 和 1 之间. 激活函数的输出值是下一时段当前节点与目的节点的相遇概率. 下一时段的相遇概率 P_{pred} 如公式(6)所示.

$$P_{pred} = \Phi = \frac{F}{W_v + W_h} = \frac{I_v W_v + I_h W_h}{W_v + W_h} \quad (6)$$

误差函数

BP 神经网络算法使用梯度下降法在突触权值空间中寻找误差函数的最小值. 误差函数用来计算针对给定样本中输入的实际输出与期望输出之间的均方误差, 在本文中, 期望输出是指预测的输出值. 误差的计算是对预测值与真实值之差的平方的简单的平均. 因此, 误差函数可以表示如下:

$$E = \frac{(P_{pred} - P_{actual})^2}{2} \quad (7)$$

公式中, P_{pred} 是该时段的预测值、 P_{actual} 是指该时段的真实值.

3 SCOR 路由算法

在机会网络中, 网络经常被分割成多个连通域, 由于节点处于移动状态, 连通域内的节点不断变化, 如图 3 所示. 本路由协议在进行数据分组转发时采用两种方式: 同步转发方式和异步转发方式. 当接收节点与发送节点处于同一连通域时, 则接收节点与发送节点之间存在一条端到端的通路, 那么发送节点采用同步方式直接把数据分组转发给接收节点; 当接收节点与发送节点不处于同一连通域内时, 则采用(存储-携带-转发)异步转发方式. 在进行异步转发时, 先在连通域内查找到达目的节点的投递概率最高的携带者节点, 然后采用同步方式将数据分组发送到携带者节点. 携带者利

用移动带来的机会, 等待时机将数据分组异步的发送给下一个接收节点, 直到数据分组被目的节点接收. 文中提到的投递概率是指网络中某节点在某时段与目的节点相遇的概率.

图 3 给出了网络中数据分组转发的示意图, 网络在存在两个连通域. 如图 3(a), 节点 $H1$ 需要向节点 $H8$ 发送数据分组 M , 但是此时两个节点不存在端到端的路径, 所以不能直接转发的方式. 假设各节点到 $H8$ 的投递概率如图 3(a) 所示, 节点标识右边的数值表示该节点的投递概率. 此时在 $H1$ 所在的连通域中, 到 $H8$ 投递概率最高的节点是 $H4$. 因此 $H1$ 采用改进的 DSDV (Destination-Sequenced Distance-Vector Routing) 路由协议^[17]将 M 直接发送给节点 $H4$, $H4$ 将 M 加入自己的缓存, 经过某时间段, $H4$ 移动到了另一个连通域, 如图 3(b) 所示. 此时 $H4$ 和 $H8$ 之间存在一条端到端的通路, 由于连通域内使用了 DSDV 协议, $H4$ 能立即收 $H8$ 的路由信息, 从而将 M 发送给预期的目的节点 $H8$.

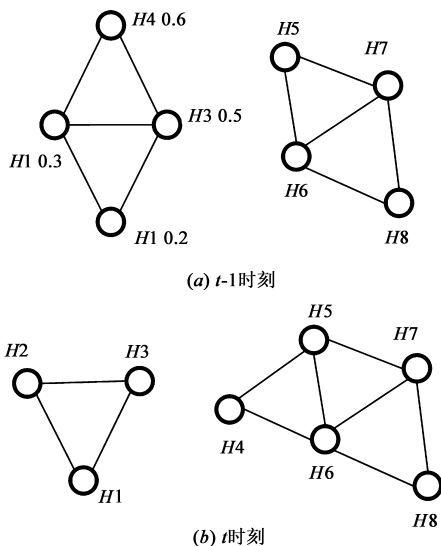


图3 数据分组转发的示意图

在连通域内进行同步转发时, 本文采用了改进的 DSDV 路由算法. 对原有的 DSDV 路由表进行扩展, 加入最优携带者 ID (bestCarrier) 和相应的投递概率 (deliveryProb), 如下图 4 所示. 每个节点上部部署的上下文信息预测模型可以周期性的计算该节点与有其有过相遇历史节点的投递概率, 并存储在投递概率表中. 投递概率表有三个字段 (targetId, bestCarrier, deliveryProb). 每个节点周期性的转发基本的 DSDV 路由信息和投递概率表.

targetId	nextId	dist	bestCarrier	deliveryProb
----------	--------	------	-------------	--------------

图4 路由表基本结构

本算法充分考虑节点移动性、网络拓扑结构变化和节点的社会属性, 根据接收节点与发送节点是否处

于同一连通域来选择最佳的数据转发方式,从而提高数据转发的效率。

下面描述了本文所提出路由算法的路由表建立过程和数据分组转发过程,算法 1 和算法 2 分别给出了路由表建立的算法伪代码和数据分组转发过程的算法伪代码。

算法 1: RouteTable Algorithm

```
(1) //路由表建立
(2) 网络中任一节点  $m$  部署预测模块,能预测  $m$  到其它节点的投递概率并生成投递概率表;
(3) 节点  $m$  每个周期  $T$  计算下一时段到邻居节点的投递概率并更新路由表,并向邻居通告自己的路由表和投递概率表;
(4) while  $m$  收到邻居节点的路由通告 then
(5)   do
(6)    获取对应邻居表的路由信息,更新节点  $m$  的本地路由表信息,以便维护当前连通域的局部拓扑图;
        根据投递概率表更新对应路由的 bestCarrier 和 deliveryProb 字段;
(7) end while
(8) if 节点  $m$  在周期  $T$  内没有收到邻居节点  $n$  的路由通告 then
     $m$  到  $n$  的路由信息更新为: nextHopId ← null distance ← 16
(9) end if
```

算法 2: Forwarding Message(m, d, M)

```
(1) //  $m$  处理收到的数据分组  $M$  的过程
(2) if  $d = m$  then
(3)  目的节点  $d$  处理数据分组;
(4) else if  $m$  和  $d$  处于同一连通域 then
(5)  使用改进的 DSDV 算法对数据分组进行同步转发;
(6)  else
(7)  选择投递概率最大的携带者(bestHopHostId)节点  $Y$ ,在适当的时间和地点进行异步数据转发;
(8)  Forwarding Message( $Y, d, M$ );
(9)  end if
(10) end if
```

该算法主要包含三个部分:节点投递概率的计算,邻居节点路由信息和投递概率的收集,携带者节点的选择.根据机会网络的特点,网络拓扑持续保持连通存在时效性,准确评估算法的时间复杂性较为困难,然而可以从网络整体的拓扑结构方面进行分析和评估.一种极端情况:机会网络中的任何一个节点和所有其他节点都处于同一连通域的情况,也就是网络中可以直接建立源节点到目的节点的通路,那么收集邻居节点路由信息(包含投递概率)和选择携带者节点所需要的时间开销主要花费在向其它 $|V| - 1$ 个邻居节点发送路由通告及接收响应报文的过程中.那么这部分的时间开销大约为 $O(|V| - 1)$.如果机会网络中的所有节点

都按以上过程运行,那么网络中所有节点的总体开销为 $O(|V|(|V| - 1))$.从总体上来看,本文提出的算法的时间复杂度大致为 $O(|V|^2)$.在算法的空间复杂度方面主要考虑路由信息(包含投递概率)的存储,即使在所有节点都处于同一连通域的极端情况下,节点需要存储 $|V|$ 条路由及相关信息,从总体上说,本文提出的算法的空间复杂度大致为 $O(|V|)$.

4 仿真与分析

4.1 仿真环境建立

为了评估 SCOR 路由算法的性能,本文采用延时容忍网络和机会网络中广泛使用的仿真工具 ONE^[18].本文将 SCOR 路由算法与三种经典路由算法(Epidemic, PRoPHET 和 dLife)进行对比分析.仿真实验使用如下三个统计量:投递成功率、网络开销比率和平均端到端时延.

仿真运行基于如下假设条件:当两个节点处于彼此的通信范围内时,就能完成消息的转发;不考虑节点电池电量的约束;一个节点给另一个节点发送数据时,能够正确接收,不丢包.节点的移动模型采用针对移动社会网络的基于社区的移动模型^[19],仿真实验利用该移动模型模拟 10 天的社会接触情况(10 个周期),其中每个周期为 1 天每个时段为 1 小时.在神经网络预测模型开始训练之初,横向权值和纵向权值分别设为 0.5,学习率也设置为 0.5.在仿真过程中,消息发送节点随机选择,最终的仿真结果取 10 次仿真运行结果的平均值.其他网络仿真过程中的相关参数具体参考表 2.

表 2 网络仿真参数设置

参数	取值
拓扑区域	2800m × 2200m
移动模型	Community-based Mobility Model
节点数	50 ~ 100 个
节点组	10 个
节点通信方式	WiFi
信号传输半径	30m
节点缓存空间	6 ~ 22MB
T 时间间隔	30s
数组分组大小	512byte
流量模型	Random(source, destination) pairs
分组发送速率	4 packet/s

T 时间间隔是路由表更新时间间隔和预测模型进行预测的时间间隔.本文经过反复实验,认为 T 时间间隔为 30 秒较为合适.移动模型选用文献[21]提出的一种基于社区的移动模型,该模型根据人类真实活动轨

迹设计,能够很好的反映设备携带者之间社会关系.

4.2 预测的准确性

BP神经网络模型具有自学习功能,周而复始的信息正向传播和误差反向传播过程,不断调整网络的权值和阈值,通过多个周期和时段的运行,预测值与期望值渐渐接近.在第四个周期之后,预测的误差百分比率趋于平稳,基本稳定在7%的水平,根据机会网络的固有特点,7%的误差水平是可以接受的范围.

4.3 节点数量对算法性能的影响

显然,在给定网络区域及节点移动速度后,节点相遇总次数与网络中节点的个数直接相关.本部分主要验证节点数量变化对所提出的 SCOR 算法的影响情况,其中主要包括投递成功比率、网络开销比率及平均端到端时延 3 个方面,此时设定每个节点的缓存为 12MB.

Epidemic、ProPHET、dLife 和 SCOR 在不同节点个数下的投递成功比率如图 5 所示.结果表明网络的投递成功比率随着节点数量的增加而逐渐上升,SCOR 的投递成功比率比 Epidemic、ProPHET 和 dLife 分别平均提高了 13%、10% 和 3%.

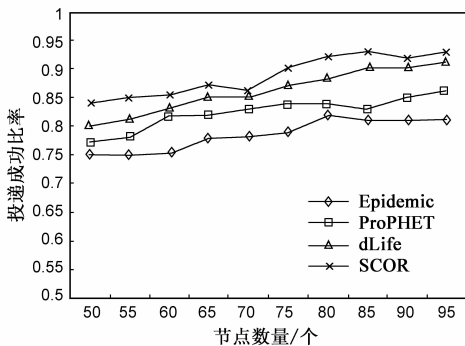


图5 不同节点个数下投递成功比率的比较

节点个数对网络开销比率的影响如图 6 所示,随着节点数量的增加,四类路由算法的网络开销比率都呈上升趋势. Epidemic 的网络开销比率要远远高于其它路由算法, dLife 和 SCOR 的网络开销较为接近. SCOR 的开销比率方面比 Epidemic、ProPHET 和 dLife 分别平均降低了 69%、39% 和 14%. 图 6 表明,在同样的网络场景下, SCOR 的网络开销最小.

图 7 描述了节点数量对数据传输端到端时延的影响情况, Epidemic、ProPHET、dLife 和 SCOR 的平均端到端时延都随着节点个数的增加而快速下降. Epidemic 的平均时延最小, ProPHET 的平均时延最大,而 dLife 和 SCOR 平均时延较为接近. SCOR 的时延比 Epidemic 平均升高了 25%; SCOR 的时延比 ProPHET、dLife 分别平均降低了 13% 和 5%.

由上述仿真结果可知,由于 Epidemic 采用多副本传输策略,中继节点的选择没有考虑任何上下文信息,而

是简单利用节点相遇的机会以泛洪的方式扩散信息,虽然能够获得最小的端到端的时延,但是对有限网络资源的浪费极大.当网络节点使用 ProPHET 路由机制时,虽然网络中节点的数量增加时各节点能或得较多的历史相遇信息,但是该路由机制没有考虑节点携带者的社会移动模式,对节点之间的相遇概率估计过高,造成了数据转发次数增多,从而使得网络开销比率较高,同时也影响了投递成功的比率. dLife 和 SCOR 一样利用设备携带者日常活动的规律以及社会关系帮助提高路由的效率.但是,通过利用 BP 神经网络模型预测节点的社会上下文信息,根据网络分割情况采用同步或者异步的转发方式, SCOR 获得了更好的网络性能.特别是当网络节点数量增加时, SCOR 利用预测信息在一个适当的时间和地点启动转发过程,从而最小化传输时延和网络开销.

4.4 缓存空间对算法性能的影响

机会网络的节点一般为资源受限的节点,节点的缓存容量也非常有限,而节点的缓存容量决定了网络中节点所能携带的信息的数量.因此,节点缓存空间的大小对机会路由算法的影响较大,下面通过仿真实验分析节点缓存容量对上述四种路由算法性能的影响.此时设定每个节点的数量为 60 个.

不同的缓存空间下 Epidemic、ProPHET、dLife 和 SCOR 的投递成功比率如图 8 所示,随着节点缓存空间数量的逐渐增加,四种路由算法的投递成功比率呈快速上升趋势.在节点缓存空间较小时, dLife 和 SCOR 的投递成功比率有较大优势,而随着缓存空间的逐渐增加,其性能增益有所降低.在节点缓存空间为 18MB 时, Epidemic 的投递成功比率超过 ProPHET.

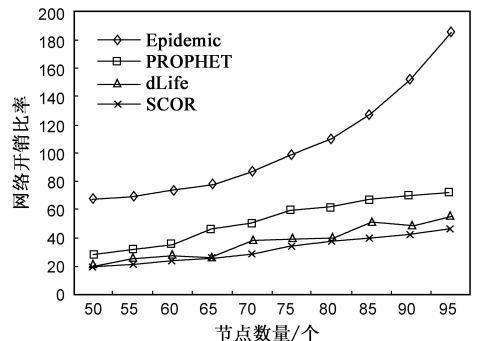


图6 不同节点个数下的网络开销比率的比较

节点的缓存空间对网络开销比率的影响如图 9 所示,随着节点缓存空间的增加, Epidemic 的网络开销比率呈快速下降的趋势,其它三种算法的网络开销比率的变化趋势较为平缓. SCOR 网络开销比率表现最优.

图 10 反映了节点缓存空间变化对数据分组传输平均端到端时延的影响,从对比结果可知,随着节点缓存

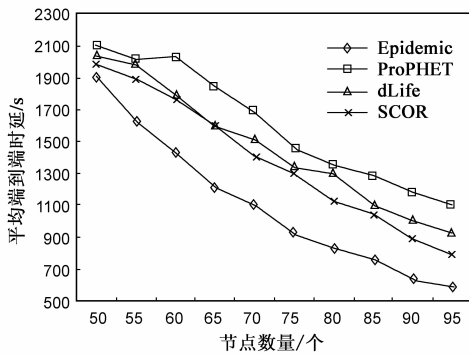


图7 不同节点个数下平均端到端时延的比较

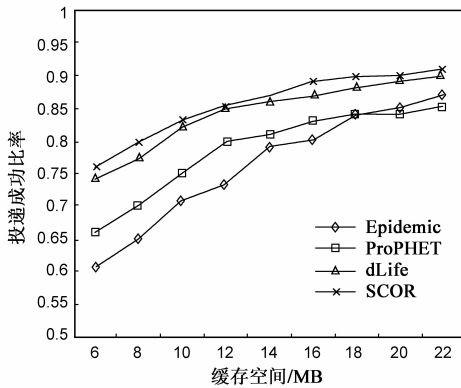


图8 不同缓存空间下投递成功比率的比较

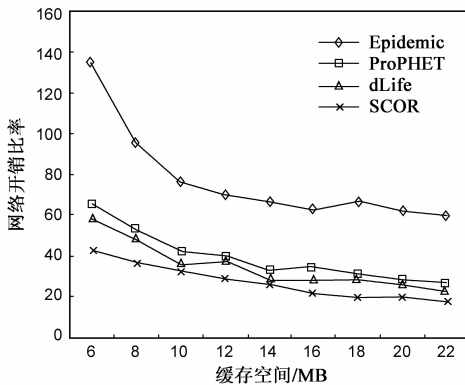


图9 不同缓存空间下网络开销比率的比较

空间的增加 Epidemic 的平均延时迅速下降,而 SCOR 的平均延时表现比较平稳.在节点缓存空间小于 8MB 时, Epidemic 的平均延时要大于其他三种算法,这是因为缓存空间较小时, Epidemic 的丢包率较高.随着节点缓存空间的增加,当节点缓存空间大于 8MB 之后, Epidemic 的平均延时迅速下降,小于其他三种算法.

由上述比较结果可知,节点缓存空间的增大从而使节点可以携带的消息数增加,那么节点相遇时可传递的数据分组的数据增多,在相同的网络环境下,增大了数据分组与目标节点相遇的概率,因而数据分组的

投递成功比率和平均时延等性能得到有效提升.基于多拷贝方式的 Epidemic 采用洪泛策略使得网络中数据分组的冗余度最大化,虽然在缓存空间足够大时有较高的投递成功比率和最小平均时延,但是因为其并没有考虑节点携带者之间的社会关系,极大地浪费了宝贵的网络资源. ProPHET 算法虽然考虑了节点相遇的历史等上下文信息,但它忽视了节点相遇的时间和空间信息,没能准确的估计相遇的时间和地点,造成不合量的数据分组转发,所以在投递成功比率和平均时延上表现较差. dLife 由于考虑了节点携带者的社会关系和日常运行的轨迹,在投递成功比率、网络开销比率及平均端到端时延 3 个方面的性能表现都不错,而 SCOR 不仅考虑了上述问,还进一步考虑了数据分组在连通域内的同步传输和连通域之间的异步传输,所以 SCOR 的性能要优于 dLife. 总体来说,在网络资源受限的单拷贝环境下, SCOR 算法在三个方面的性能达到了预期的效果.

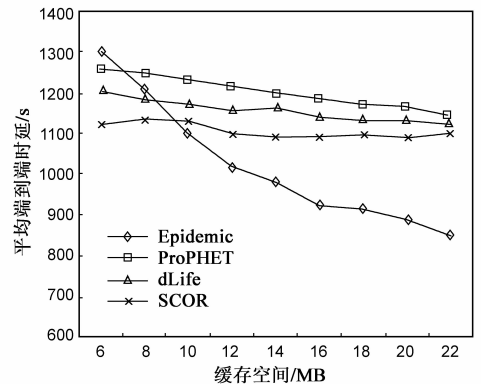


图10 不同缓存空间下平均端到端的时延的比较

5 结束语

本文在当前基于上下文认知的机会网络路由研究的基础上,提出了基于社会上下文认知的机会网络路由算法 SCOR. 该算法利用节点携带者的社会关系和日常活动的规律等上下文信息提高网络中数据分组的转发效率. SCOR 利用 BP 神经网络预测模型预测节点携带者的行为,利用预测信息在一个适当的时间和地点启动数据分组的转发过程. 此外,本文还根据社会移动模型的特点将节点分为不同的连通域,连通域内采用同步传输方式,连通域之间的异步传输方式. 仿真分析和实验结果表明 SCOR 提高了网络投递成功率,降低了网络开销. 本文创造性的在机会网络中利用 BP 神经网络预测模型预测节点的移动行为,下一步的工作是在服务质量保障和满足实际应用需求方面来进一步评估本文所提出的基于社会上下文的方案.

参考文献

- [1] Mota V F S, Cunha F D, Macedo D F, et al. Protocols, mobility models and tools in opportunistic networks: A survey [J]. *Computer Communications*, 2014, 48: 5 – 19.
- [2] 王博, 黄传河, 杨文忠. 时延容忍网络中基于效用转发的自适应机会路由算法[J]. *通信学报*, 2010, 31(10): 36 – 47.
Wang Bo, Huang Chuan-he, Yang Wen-zhong. Adaptive opportunistic routing protocol based on forwarding-utility for delay tolerant networks [J]. *Journal on Communications*, 2010, 31(10): 36 – 47(in Chinese)
- [3] Poonguzharselvi B, Vetriselvi V. Survey on routing algorithms in opportunistic networks [A]. *International Conference on Computer Communication and Informatics* [C]. Coimbatore, India: IEEE Computer Society, 2013. 1 – 5.
- [4] Vahdai A, Becker D. Epidemic routing for partially connected Ad Hoc networks[R]. North Carolina, USA, Duke University, 2000. 10 – 20
- [5] Mirani, Farhan H Busson Anthony. Adjih, Cedric. DONC: Delay-based opportunistic network coding protocol [A]. *12th Annual Mediterranean Ad Hoc Networking Workshop* [C]. Ajaccio, France: 2013. 34 – 41.
- [6] Fan Xiumei, Wang Chao, Zhang Jing. Context-based adaptive routing in opportunistic network [J]. *Chinese Journal of Electronics*. 2013, 22(1): 173 – 176.
- [7] Anders L, Avri D, Olov S. Probabilistic routing in intermittently connected networks [A]. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review* [C]. New York, USA: ACM Press, 2003. 19 – 23.
- [8] Musolesi M, Mascolo C. CAR: Context-aware adaptive routing for delay-tolerant mobile networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*. 2009, 8(2): 246 – 260.
- [9] Anshul Verma, K K Pattanaik, et al. Routing in Opportunistic Networks [M]. New York: Springer, 2013. 69 – 97.
- [10] Jie Wu, Yunsheng Wang. Hypercube-based multipath social feature routing in human contact networks [J]. *IEEE Transactions on Computers*. 2014, 63(2): 383 – 396.
- [11] Mingjun Xiao, Jie Wu, Liusheng Huang. Community -aware opportunistic routing in mobile social networks [J]. *IEEE Transactions on Computers*. 2014, 63(7): 1682 – 1695.
- [12] Boldrini C, Conti M, Iacopini I, et al. HiBOP: A history based routing protocol for opportunistic networks [A]. *Proceedings of IEEE WoWMoM 2007* [C]. Espoo, Finland: IEEE Computer Society, 2007. 1 – 12.
- [13] Hui, P, Crowcroft, J, Yoneki, E. Bubble rap: Social-based forwarding in delaytolerant networks [J]. *IEEE Trans. Mob. Comput.* 2011, 10(11): 1576 – 1589.
- [14] Moreira W, Mendes P, Sargento S. Opportunistic routing based on daily routines [A]. *Proceedings of IEEE WoWMoM 2012* [C]. San Francisco, United states: IEEE Computer Society. 2012. 1 – 6.
- [15] Nguyen H A, Giordano S. Spatiotemporal routing algorithm in opportunistic networks [A]. *Proceedings of IEEE WoWMoM 2008* [C]. California, United states: IEEE Computer Society, 2008. 1 – 6.
- [16] T W S Chow, S-Y Cho. *Neural Networks and Computing: Learning Algorithms and Applications* [M]. London: Imperial College Press, 2007. 25 – 42.
- [17] Paul, Nayan Ranjan. Tripathy, Laxminath. Mishra, Pradipta Kumar. Analysis and improvement of DSDV protocol [J]. *International Journal of Computer Science Issues*. 2011, 8(5): 408 – 410.
- [18] Ari Keranen, Jorg Ott, Teemu Karkkainen. The one simulator for dtn protocol evaluation [A]. *Proceedings of the 2nd International Conference on Simulation Tools and Techniques* [C]. Rome, Italy: ICST, 2009. 1 – 10.
- [19] Musolesi M, Mascolo C. A community based mobility model for ad hoc network research [A]. *Proceedings of Second International Workshop on Multi-hop Ad Hoc Networks* [C]. Florence, Italy: ACM Press, 2006. 31 – 38.

作者简介



徐方男, 1981 年生于湖北洪湖, 博士生, 主要研究方向为移动通信网络、延迟容忍网络、上下文认知计算。

E-mail: xf2012@whu.edu.cn



张沪寅(通信作者) 男, 1962 年生于江苏苏州, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为网络 QoS, 计算机网络, 新一代互联网体系结构。

E-mail: zhy2536@whu.edu.cn