2012 年 8 月 北京航空航天大学学报 August 2012
第38卷 第8期 Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics Vol. 38 No. 8

机会传感网中一种自适应链路侦测数据收集算法

王 霄 吴银锋 于 宁 万江文

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘 要: 提出了一种自适应链路侦测的数据收集算法,以提高机会传感网链路的预测精度与传输成功率:采用自适应链路侦测算法测量出各节点的实时网内链路质量权重因子,结合节点能量消耗模型,通过基于无味卡尔曼滤波的概率预测方法对节点间的链路质量进行量化计算,实现节点对通信链路的实时自适应预测与最优化选择,从而完成数据收集. 仿真实验结果表明:新算法提高了最优化路径决策的预测精度,可以有效地增加消息的平均通信成功率,降低消息的平均传输延时.

关 键 词: 机会传感网; 自适应链路侦测; 无味卡尔曼滤波; 数据收集

中图分类号: TP 393

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2012)08-1051-05

Self-adaption link-quality detection algorithm for data collecting in OSN

Wang Xiao Wu Yinfeng Yu Ning Wan Jiangwen

(School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to implement the data collecting in opportunistic sensor network (OSN), a self-adaption link-quality detection algorithm (SLDA) was proposed to enhance the prediction accuracy of the link and the data transmission rate. The new scheme adopted self-adaptive link-quality detection strategy to measure the real-time link quality weight factor, then it was combined with energy consumption model of mobile nodes to quantitatively predict optimal transmission link for message forwarding by means of the unscented Kalman filter (UKF). Simulation results show that SLDA increases the average delivery ratio and reduces the average delay in OSN, and performs well in the situation of sparse deployment of mobile nodes.

Key words: opportunistic sensor network; self-adaption link-quality detection; the unscented Kalman filter; data collecting

无线传感器网络(WSN,Wireless Sensor Network)在应用中有一大类是以移动目标作为监控对象,此时节点之间的直接通信依靠其相遇机会来实现,这类 WSN 称为机会传感网(OSN,Opportunistic Sensor Network)[1]. 目前 OSN 数据收集方法可以划分为基于冗余复制、基于效用预测和基于主动节点路径规划这 3 类.

基于冗余复制的转发思想,其核心问题是确定优化的消息拷贝数和产生消息拷贝的方式,由于其较高的网络冗余度,导致网络易发生拥塞,造成数据丢失. 典型算法包括直接扩散算法(DT,Direct Transmission)[2]、传染转发算法(EF,Epidemic Forwarding)[3]等;在基于效用预测的思想中,通过构建状态函数进行单跳决策与转发,有效地降低了网络的通信量,如效用函数建模法[4]、链路状态预测法(PROPHET,Probabilistic Routing Protocol using History of Encounters and Transitivity)[5]等. 这些方法根据历史属性等相关参数为每个节点赋予效用值,其网络效用值在下一时刻才能体现,降低了单链路预测精度;在基于主动节点

收稿日期: 2011-04-28; **网络出版时间**: 2012-08-23 14:55

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20120823.1455.015.html

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60974121,61001138); 国防科工委研究生创新实践基金资助项目

作者简介: 王 霄(1985 -),男,黑龙江哈尔滨人,博士生,sensory@buaa.edu.cn.

路径规划思想中,采用运动节点作为数据收集器提供尽可能的实时通信,见文献[6],但成本高,扩展性差.

因此,有必要提出一种OSN中基于链路质量自适应的概率预测传输算法(SLDA,Self-adaption Link-quality Detection Algorithm)来解决上述问题.

1 SLDA算法

SLDA算法建立在如下的假设条件:①OSN中的节点部署在移动目标上,而sink节点固定部署在网络区域中;②网络中的移动目标,其移动特性随机不可控;③sink节点直接接入主控中心,其缓存和能量为无穷大;④网络中的每个节点都能通过GPS等定位设备知道自己的实时地理位置.⑤各节点在网络工作初期已进行时间同步.

1.1 链路质量权重因子的自适应测量

链路质量权重因子的自适应测量贯穿于整个OSN节点工作过程中,是SLDA的核心,需要综合考虑链路似然因子和链路代价因子的大小.

网络工作初期,根据节点部署环境,由主控中心设定链路因子测量期大小,一般来说,对于监控对象移动特性较复杂的应用场合,网络拓扑变化频繁,需要适当延长链路质量侦测期以提高测量准确度,反之亦然.链路质量权重因子一个侦测期内的测量示意图如图1所示.

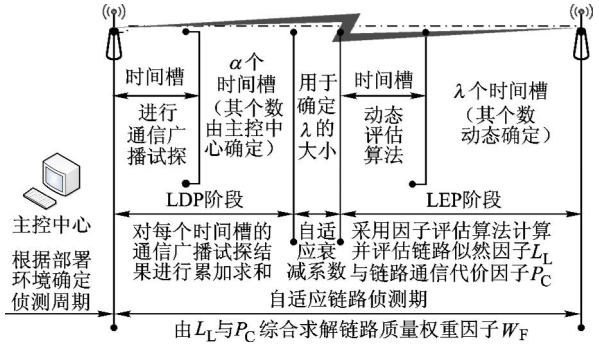


图1 链路测量示意图

图1中的LDP(Link Detect Phase)与LEP(Link Evaluate Phase)分别称为链路侦听阶段与链路评估阶段,它们是自适应链路侦测期的2个核心阶段,前者采用广播试探量化测量节点i,j之间的链路质量与通信代价,后者使用自适应策略对节点间链路质量进行评估,计算出链路质量权重因子.

1.1.1 LDP阶段

由主控中心将此阶段划分成α个时间槽,节点i在每个时间槽进行通信广播试探,即广播一个很短的试探数据帧(包括时间标签与坐标试探域),若有节点j在该时槽对试探数据帧进行应答(保留时间标签,更新自身坐标至坐标域中),则表明节点i,j在这一时间槽内存在通信链路,此时,定义链路度量参数M_{ij}^T来表征节点i,j之间通信链路质量,若时槽s内通信链路存在,记$M_{ij}^s=1$;否则$M_{ij}^s=0$;定义通信代价度量参数C_{ij}^T来表征节点i,j之间的通信代价,若时槽s内通信链路存在,记$C_{i,j}^s=d_{i,j,\alpha}/d_{\max}$,其中$d_{i,j,s}$为时槽$s$内节点间距离,$d_{\max}$为预设最大距离;否则记$C_{i,j}^s=C_{\max}=1$.综上,LDP阶段节点$i,j$之间的链路质量与通信代价量化测量值分别由式(1)和式(2)获得.

$$M_{i,j}^T=\frac{\sum_{s=1}^{\alpha}M_{i,j}^s}{\alpha} \tag{1}$$

$$C_{i,j}^T=\frac{\sum_{s=1}^{\alpha}C_{i,j}^s}{\alpha} \tag{2}$$

1.1.2 LEP阶段

该阶段评估L_L和P_C,并最终计算得到链路质量权重因子.

1)分别由式(3)和式(4)计算出链路质量与通信代价的LDP衰减系数$\delta_T^{L_L}$和$\delta_T^{P_C}$.

$$\delta_T^{L_L}=M_{i,j}^T \tag{3}$$

$$\delta_T^{P_C}=\frac{1}{C_{i,j}^T} \tag{4}$$

2)划分LEP阶段的时槽个数λ.在每个时间槽λ内,节点i,j之间进行相互通信试探,若通信链路成功建立,由式(5)对L_L进行更新;反之,由式(6)进行更新,其中初值$L_{L(i,j,t=1)}=\delta_T^{L_L}$.

$$L_{L(i,j,t=\lambda)}=L_{L(i,j,t=\lambda-1)}+(1+L_{L(i,j,t=\lambda-1)})\cdot\delta_T^{L_L} \tag{5}$$

$$L_{L(i,j,t=\lambda)}=L_{L(i,j,t=\lambda-1)}\cdot\delta_T^{L_L} \tag{6}$$

同理,在试探过程中计算得到节点之间的距离$d_{i,j,t=\lambda}$,由式(7)对P_C进行更新,其中初值$P_{C(i,j,t=1)}=\delta_T^{L_L}$.

$$P_{C(i,j,t=\lambda)}=P_{C(i,j,t=\lambda-1)}\cdot(1-\delta_T^{P_C})+\frac{d_{i,j,t=\lambda}}{d_{\max}}\cdot\delta_T^{P_C} \tag{7}$$

值得说明的是,λ的确定可根据LDP阶段获得的M_{ij}^T来决定,若M_{ij}^T越接近1,则时槽数越大,即λ越大,反之亦然.

经过LEP评估之后,由式(8)和式(9)可最终确定一个侦测期内节点i,j之间的链路似然因子$L_{L(i,j,T)}$与通信代价因子$P_{C(i,j,T)}$.

$$L_{\mathrm{L}(i,j,T)} = \frac{\sum_{t=T_{\mathrm{LDP}}+1}^{T_{\mathrm{LEP}}} L_{\mathrm{L}(i,j,t)}}{\lambda} \tag{8}$$

$$P_{\mathrm{C}(i,j,T)} = \frac{\sum_{t=T_{\mathrm{LDP}}+1}^{T_{\mathrm{LEP}}} P_{\mathrm{C}(i,j,t)}}{\lambda} \tag{9}$$

1.1.3　链路质量权重因子 W_{F} 的综合求解

当测量得到 $L_{\mathrm{L}(i,j,T)}$ 和 $P_{\mathrm{C}(i,j,T)}$ 后,由主控中心事先设定应用权值,由式(10)得到一个侦测期 T 内,节点 i,j 之间的综合链路质量权重因子:

$$W_{\mathrm{F}(i,j,T)} = L_{\mathrm{L}(i,j,T)} \cdot \omega_{\mathrm{l}} + \frac{1}{P_{\mathrm{C}(i,j,T)}} \cdot \omega_{\mathrm{c}} \tag{10}$$

其中,ω_{l} 和 ω_{c} 分别表示链路权值与代价权值. W_{F} 越大,说明该侦测期内节点之间的综合链路质量越好.

1.2　基于无味卡尔曼滤波的概率预测传输

在链路预测中,因为链路质量权重因子的分布服从典型的非线性分布,为了改善对非线性问题进行滤波的效果,本文将无味卡尔曼滤波(UKF,Unscented Kalman Filter)[7] 引入 SLDA 中对链路进行状态一步的最优化预测.

1.2.1　基本思路

在构建基于 UKF 的概率预测模型时,为了避免能量热点现象出现,还必须考虑传递过程中参与链路质量评估的各节点的能量消耗. 因此,SLDA将借助经典的电磁能量消耗模型,经过有限次迭代直到状态误差小于设定的阈值,实现链路质量与能量消耗综合考虑的最优预测转发.

1.2.2　基于 UKF 的概率预测模型

1) 建立节点能量消耗模型,无线通信能耗 E 与通信距离 d 的关系为:$E = kd^n$,其中 k 为常数,$2 < n < 4$. 由于节点体积小,发送端和接收端都贴近地面,干扰较大,障碍物较多,所以 n 通常接近于 4,即通信能耗与距离的四次方成正比.

2) 定义链路最优化决策因子(O_{P}). 由前所述,W_{F} 越大,节点间的链路质量越好,但此时节点发射的试探信号较多,能量开销也越大. 则根据指数非线性最优化规则,由式(11)可确定 O_{P}. 其中 $k_{\mathrm{c}} = (\alpha + \lambda) \cdot k$.

$$O_{\mathrm{P}} = \exp\left(E - \frac{k_{\mathrm{c}}}{W_{\mathrm{F}}^4}\right) \cdot W_{\mathrm{F}} \tag{11}$$

3) 建立预测模型,如下:

$$\left.\begin{aligned} \boldsymbol{x}_k &= \boldsymbol{f}_{k-1}(\boldsymbol{x}_{k-1}) + \boldsymbol{w}_{k-1} \\ \boldsymbol{z}_k &= \boldsymbol{h}_k(\boldsymbol{x}_k) + \boldsymbol{v}_k \end{aligned}\right\}$$

其中,$\boldsymbol{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 为系统状态;$\boldsymbol{f}_k$ 为 n 维向量函数;$\boldsymbol{h}_k$ 为 m 维向量函数;$\boldsymbol{w}_k$ 为 n 维随机过程噪声;$\boldsymbol{v}_k$ 为 m 维随机测量噪声. 初始状态与所有噪声独立,其先验均值和协方差矩阵如下:

$$\left.\begin{aligned} E(\boldsymbol{x}_0) &= \bar{\boldsymbol{x}}_0 = \hat{\boldsymbol{x}}_{0|0} \\ \mathrm{cov}(\boldsymbol{x}_0) &= \boldsymbol{P} \end{aligned}\right\} \tag{12}$$

以 5 个移动节点(数据源节点通信半径内无 sink 节点)为例进行讨论. 图 2 为结构示意图,系统状态向量 $\boldsymbol{x}_k$ 各分量表示数据源节点与通信半径内各候选节点的 O_{P};系统量测向量 $\boldsymbol{z}_k$ 各分量表示数据源节点与通信半径内各候选节点的 W_{F};向量函数 $\boldsymbol{h}_k(\boldsymbol{x}_k) = \exp(E - k_c/\boldsymbol{x}_k^4)\boldsymbol{x}_k$,$\boldsymbol{f}_k(\boldsymbol{x}_k) = \boldsymbol{x}_k$.

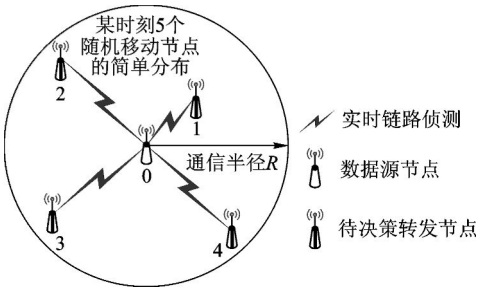


图 2　移动节点分布简单示意图

对于数据源节点 0,系统初始状态为第 1 次链路侦测获得的链路质量权重因子,即 $\hat{\boldsymbol{x}}_{0|0} = (W_{\mathrm{F}(0,1,T)}, W_{\mathrm{F}(0,2,T)}, W_{\mathrm{F}(0,3,T)}, W_{\mathrm{F}(0,4,T)})$,其协方差阵 $\boldsymbol{P}_{0|0} = \mathrm{cov}(\hat{\boldsymbol{x}}_{0|0})$ 由 Sage 自适应方法先验给出. 下面给出每个时间段 UKF 计算一个循环的具体步骤:①对于给定的 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1|k-1}$,$\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}$,用 UT 法求状态一步预测 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}$,以及预报误差的协方差阵 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$;②用 UT 法求 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}$,$\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 通过量测方程的传播,计算输出的一步提前预测,包括 $\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}$,$\boldsymbol{P}_{\tilde{z}_k}$,$\boldsymbol{P}_{\tilde{x}_k\tilde{z}_k}$;③在获得新的量测 $\boldsymbol{z}_k$ 后,进行滤波更新. 见式(13).

$$\left.\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k} &= \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{z}_k - \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k+1}) \\ \boldsymbol{K}_k &= \boldsymbol{P}_{\tilde{x}_k\tilde{z}_k}\boldsymbol{P}_{\tilde{z}_k}^{-1} \\ \boldsymbol{P}_{k|k} &= \boldsymbol{P}_{k|k-1} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{P}_{\tilde{z}_k}^{-1}\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \end{aligned}\right\} \tag{13}$$

式中,$\boldsymbol{K}_k$ 是滤波增益阵.

经过以上循环,若 $\sqrt{(\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k})^2 - (\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})^2} \leqslant \Delta$,迭代结束,其中 Δ 由主控中心给定,表示最低容忍误差. 状态向量 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k}$ 中分量最大的值意味该链路 O_{P} 最大,选择该链路作为源数据的最优转发路径.

2　性能评估

在 Matlab 中模拟实现了 SLDA 算法、PROPHET 算法、DT 算法、EF 算法,并从以下 2 个方面进行性能评估:

1) 在默认参数设置下(见表 1 和表 2),比较

4 种算法的平均传输延迟(average delay)和平均传输成功率(average delivery ratio);

2) 分别设置节点通信半径、sink 节点部署密度的参数变化趋势,其余实验参数保持默认设置,讨论上述参数的变化对 4 种算法的影响.

表 1 模拟参数默认设置

模拟参数	默认值
网格区域	400 m×400 m
节点通信半径/m	15
移动节点个数	100
sink 节点数	3
节点移动速度/(m·s^{-1})	1~10
节点暂停时间/s	[0,5,10]
节点初始能量大小/J	10
消息大小/byte	38
消息生成周期/s	10
节点消息队列大小/帧	200(7.6 KB)
信道带宽/(KB·s^{-1})	10

表 2 协议参数默认设置

协议参数	默认值
LDP 阶段时长	0.3(单位时间)
α	10
链路权值 ω_1	0.4
ω_c	0.6
链路初始化测量周期	5(单位时间)

2.1 模拟参数设置

模拟环境与 SLDA 协议参数默认设置分别见表 1 与表 2,该默认参数设置是模拟足球场面积区域下,随机布置 100 个移动节点和 3 个固定的 sink 节点进行数据采集和通信.

2.2 模拟结果与分析

2.2.1 算法比较

在以上默认参数的设定下,4 种算法关于平均传输延迟和平均传输成功率的性能比较如表 3 所示,可以看出,在消息的平均传输成功率上,SLDA和 PROPHET 两种基于最优链路决策的数据传输算法分别达到 89% 与 86.2%,远远高于 DT 算法和 EF 算法. DT 算法的传输成功率最低,只有 64.6%,因为该算法节点只与 sink 节点发生消息通信,若传感器节点不与汇聚点相遇,则节点的消息永远不会被 sink 接收.

表 3 默认参数下 4 种算法的性能比较

算法	传输延迟/s	投递成功率/%
SLDA	134.6	89.0
PROPHET	185.3	86.2
DT	726.4	64.6
EF	84.7	73.2

SLDA 在这 4 种算法中传输成功率最高,SLDA采用了链路侦测和最优路径决策的策略,提高了最优路径的预测精度和传输的效率,因此其传输成功率最高.

表 3 还显示了各种算法默认参数下的平均传输延迟,即网络中的消息从产生直到被 sink 节点正确接收之间的平均耗时,影响该指标的因素主要包括网络中的消息拥塞程度与冗余度,延迟越小,拥塞程度越低,反之亦然. EF 算法传输延迟最短,为 84.7 s,而随着网络节点数的增大,其性能由于广播导致的拥塞而急剧下降. 相比另外 3 种算法,EF 机制可扩展性较差;DT 算法传输延迟最长,为 726.4 s. EF 算法的队列管理策略使其传输延迟低于 DT 算法;另外,SLDA 算法的传输延迟低于 PROPHET 算法,这是因为 SLDA 的下一跳最优链路选择较精确,因此只需较少的跳数就能传输到 sink 节点.

SLDA 中使用 UKF 对 OSN 数据收集算法进行后续处理,利用迭代求精,提高最优节点的预测精度,在一定程度上增加了计算量与通信量. SLDA 滤波过程的状态向量 $\boldsymbol{x}_k$ 与向量函数 $\boldsymbol{h}_k$ 均为行向量,因此能够保证计算量、时间复杂度与通信节点对的数目之间呈线性增加的关系,也就是说,SLDA 在延迟性能与投递成功率性能提升的基础上,其算法计算量、通信量、时间复杂度、能量等开销能够控制在一定范围内.

2.2.2 通信半径大小对算法性能的比较

如图 3 所示,SLDA 的消息传输成功率高于 PROPHET,远远高于 DT 算法和 EF 算法,当节点的通信半径较小时更是如此. 而随着节点的通信半径逐渐增大时,各种算法的消息传输成功率随之提高.

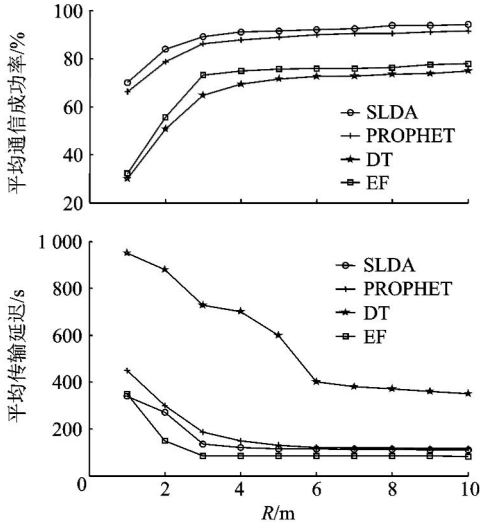


图 3 通信半径大小对算法性能的影响

从图 3 还能看出,随着通信半径的增大,各算

法平均传输延迟均逐渐减小,因为通信半径的增大致使消息传输到 sink 节点的概率也相应增大. 由于 SLDA 算法下一跳最优节点的选择最有效,因此它的平均传输延迟最低.

2.2.3　sink 节点部署密度对算法性能的影响

如图 4 所示,随着 sink 节点密度的增大,4 种算法的传输成功率都随之增大. 在 SLDA,PROPHET 和 EF 中,其传输策略是以消息传输路径决策为主,sink 节点部署密度的增加对于其数据传输成功率的增加不起主导作用,因此当 sink 节点稀疏部署时,SLDA 算法有较大优势. 另外,图 4 中还讨论了 sink 节点部署密度与平均传输延迟的关系,因为 DT 算法中节点只与 sink 节点发生通信,因此随着 sink 节点密度的增大,传输延迟有明显的改善. 对于 SLDA,PROPHET 和 EF 来说,由于 SLDA 算法具有较优的预测方法,在 sink 节点部署密度增加的情况下依然具有优势.

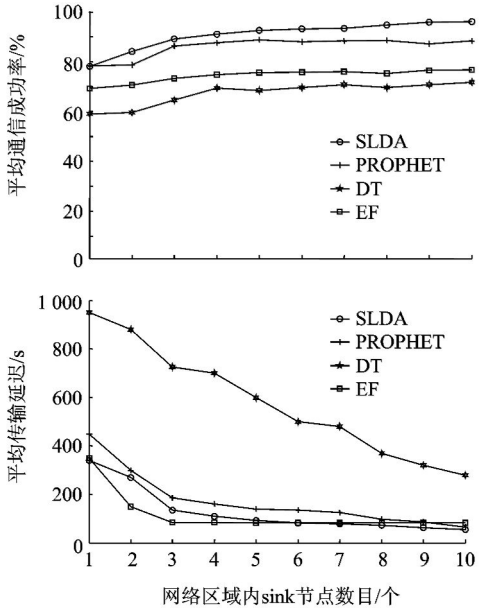


图 4　sink 节点部署密度对算法性能的影响

3　结　论

自适应链路侦测的数据收集算法(SLDA)可以有效解决机会传感网中数据收集的实时自适应问题,提高机会传感网链路的预测精度与传输成功率. SLDA 算法的优点包括以下 3 个方面:

1) 采用自适应链路侦测,能使网络中节点之间的链路状况尽可能实时反映真实的链路状况,以提高最优化路径决策的预测精度;

2) 基于 UKF 的概率预测方法,改善了对非线性问题进行滤波的效果;

3) 结合节点能量消耗模型,在链路质量与能量消耗之间进行最优化组合,有效地增加了消息的平均通信成功率.

参考文献 (References)

[1] Shane B E, Nicholas D L, Andrew T C. Techniques for improving opportunistic sensor networking performance [C]//Proc of the 4th IEEE International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS'08). Santorini island, Greece: Springer Verlag, 2008: 157 - 175

[2] Grossglauser M, David N C T. Mobility increases the capacity of ad hoc wireless networks [J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2002, 10(4): 477 - 486

[3] Ramanathan R, Hansen R, Basu P, et al. Prioritized epidemic routing for opportunistic networks[C]//Proceedings of the First International MobiSys Workshop on Mobile Opportunistic Networking. San Juan, Puerto Rico: Association for Computing Machinery, 2007: 62 - 66

[4] Nayebi A, Sarbazi-Azad H, Karlsson G. Performance analysis of opportunistic broadcast for delay-tolerant wireless sensor networks[J]. The Journal of Systems and Software, 2010, 83(8): 1310 - 1317

[5] 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

[6] Vecchio M, Viana A C, Ziviani A, et al. DEEP: density-based proactive data dissemination protocol for wireless sensor networks with uncontrolled sink mobility [J]. Computer Communication, 2010, 33(8): 929 - 939

[7] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and non-linear estimation [C]//Proceedings of the IEEE. United States: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2004, 92(3): 401 - 422

(编　辑:赵海容)