

WSN 中移动单点信号源的重建算法

江 铁

(湖南司法警官职业学院管理系, 长沙 410131)

摘要: 现有移动信号源估计算法没有综合考虑采样点之间存在的空间相关性或难以适应运动信号源, 针对该问题提出一种基于空间相关性的能量优化移动单点信号重建算法。该算法对事件源进行运动预测, 确定发送监测数据的最佳距离, 以降低网络通信量。实验结果证明了其有效性。

关键词: 能量优化; 重建失真; 单点信号源; 移动性; 传感器网络

Reconstruction Algorithm for Mobile Point Signal Source in WSN

JIANG Tie

(Department of Management, Hunan Judicature Police Officer Training College, Changsha 410131)

【Abstract】 Existing estimating algorithms for mobile signal source are short of consideration for spatial correlation between sampling points or difficult to adapt moving signal source. Aiming at this problem, this paper proposes a reconstruction algorithm for energy optimization mobile point signal source based on space relativity. This algorithm does out the mobility of event source and ascertains the best distance for sending monitoring data to decrease network traffic. Experimental results validate the effectiveness of this algorithm.

【Key words】 energy optimization; reconstruction distortion; point signal source; mobility; sensor network

1 概述

国内外学者已对传感器网络节点观测数据之间的空间相关性开展了广泛研究^[1-4]。文献[1-3]提出多种算法, 用于选取部分节点并发送它们的监测采样, 以降低甚至消除对无线信道的争用。

文献[3]指出, 若代表节点的选取根据节点至事件的距离来决定(称为距离优先方式), 则用较少节点就能取得更小的汇聚端重建失真。但距离优先方式要求确定事件发生的具体位置^[4]。在文献[3]提出的协议中, 部分参数的选取需要依靠经验确定。笔者认为采用距离优先方式时不一定需要事件源的绝对坐标, 数值模拟表明在选取代表节点的过程中存在一个最佳范围, 在此范围之内的节点都应该向汇聚节点发送自己的监测采样。

文献[1-4]未考虑事件源移动产生的影响。本文研究节点间的协作, 讨论在运动事件源环境下如何通过消除节点观测数据间的空间相关性来高效、节能地重建事件信息, 并提出 LPSS(Low Power Self Scheduling)协议。在 LPSS 协议中, 传感器节点自主决定是否发送监测采样, 以确保只有必要的节点能发送数据。

2 问题描述

2.1 单点事件源模型

本文只讨论单点事件源的情况, 一个单点事件源产生一个连续 Gaussian 随机信号, 并在监测区域中移动。为便于分析, 假设单点事件为坐标中心。设传感器节点感知方式为负指数距离感知模型, 即节点感知到的事件信号强度随传播距离的增长呈指数下降:

$$r_i = a \cdot \|d_i\|^{-\alpha} + \omega_i$$

其中, r_i 为节点 i 感知的新建信号强度; $a \in \mathbb{R}$ 为(未知)事件原始信号强度; $d_i \in \mathbb{R}^2$ 是节点 i 至事件的距离; α 为信道衰减系

数; ω_i 为背景 Gaussian 白噪声。

任意节点 i 根据其与事件之间的距离估计原始信号值, 并将其估计值 y_i 返回给汇聚节点

$$y_i = \|x_i\|^{\alpha} r_i$$

2.2 事件重建失真

在许多传感器网络应用中, 人们希望从节点的监测采样中恢复原始事件信息。在特定 MAC 协议下, 经过一段时间间隔后, 汇聚节点从 M 个节点中接收到了 M 份事件 S 的噪声采样。则事件 S 可以用所有采样值的平均来估计。在信号估计时, 应区别对待不同节点的监测数据, 因为距事件越近的节点其监测数据越可信。文献[5]提出每个节点的估测数据所占权重应该与其信噪比呈正比, 因此, S' (事件 S 的估计值) 可以表示为汇聚节点接收到的所有采样数据的加权平均:

$$S' = \sum_{i=1}^M \omega_i Y_i$$

其中, $\omega_i = \text{snr}_i / \sum_{i=1}^M \text{snr}_i$ 。

$$\text{重建失真为 } D_E = E \left[(S - S')^2 \right]。$$

随机选择和有序选择方式下的重建失真见图 1, 其中, 有序节点分别部署在 5×5 的区域中; $a=20$ 。在有序选择方式下, 重建失真不会随着代表节点数量地增加而单调下降。当代表节点的数量足够多时, 汇聚端重建失真反而会上升, 其原因是远距离节点的监测采样误差较大。一般来说, 位于图 1 所示曲线拐点外的传感器节点都没有必要发送自己的监测数据, 即存在一个代表节点的最佳数量。代表节点的最佳数量随着网络密度的变化而变化, 而随机选择方式基本不受

作者简介: 江 铁(1973-), 男, 讲师, 主研方向: 网络通信与信息安全

收稿日期: 2009-03-11 **E-mail:** j_ttbbsina.com

网络密度的影响。

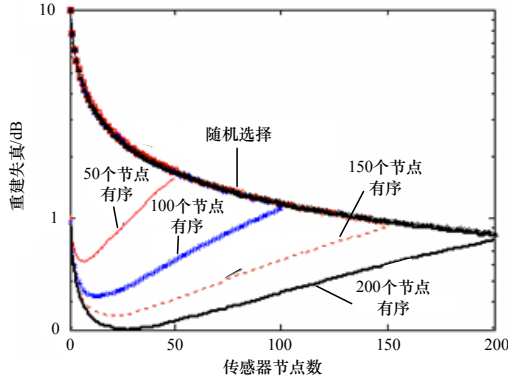


图1 随机选择方式和有序选择方式下的重建失真

2.3 基本思想

有序选择方式能用更少的代表节点获得更小的重建失真，下文将讨论如何得到该代表节点的最佳数量。由于在整个生命周期内网络密度不断变化，因此代表节点的最佳数量也在不断变化。同时计算最佳数量可能需要集中处理，不适合传感器网络的特点。

由图1可知，最佳数量随着网络密度的增长而增长，因此，可以考虑能否用距离来替换节点数量以及最佳数量对应的距离在不同网络密度下是否保持不变。本文通过模拟实验对上述考虑进行验证。在 5×5 到 25×25 的正方形区域中随机部署25个~450个传感器节点以模拟不同网络密度，实验重复运行1000次后得到的平均最佳距离(对应代表节点的最佳数量)见图2。

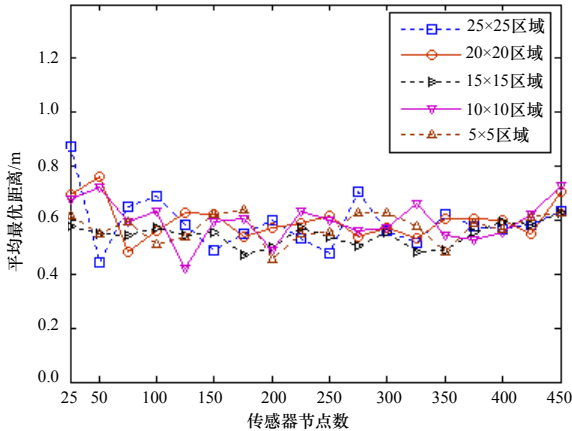


图2 不同网络密度下的平均最佳距离

模拟结果验证了上述考虑的可行性，最佳距离在网络密度下基本保持不变。由于事件信号存在指数衰减，因此当其超出一定范围后，汇聚节点接收到的监测采样误差会很大，且与网络密度无关。

3 LPSS协议设计

3.1 最佳距离计算

本文设计了一个迭代距离计算算法(Iterative Distance Calculating, IDC)来计算最佳距离，超出此距离的节点将对重建失真产生负面影响。IDC 尽力求出能取得最低重建失真的最佳距离。基于 IDC 算法的运行结果，每个传感器节点通过 LPSS 来分布地确定自己的下一步动作。IDC 算法只需要网络节点密度和节点分布类型等统计信息，它先根据此类统计数据创建一个实例网络拓扑，然后从最小距离开始逐步加大搜

索范围 r ，直到重建失真停止下降。对每次搜索范围 r ，IDC 计算出失真 D_E 。当 IDC 运行结束后，汇聚节点将得到的最佳距离广播给网络中的所有节点。

迭代距离计算算法描述如下：

Notations:

R_{\min} : the minimal distance

δ : threshold of reconstruction distortion decrease

D_E : reconstruction distortion

step*: step of distance increase

$r = R_{\min}$;

Calculate D_E ;

while (D_E fall faster than δ)

$r = r + \text{step}$;

Calculate D_E ;

end

Output r as the optimal distance to the event source;

3.2 事件源距离估测

本文采用一种近似算法计算传感器节点与事件之间的距离。节点 i 至事件的距离用以下公式来估算(忽略背景噪声，事件原始信号值采用估计值)：

$$d = (r/a)^{-1/\alpha}$$

事件的可能位置是一个半径为 r 、圆心为节点 i 的圆。本文先给 a 赋一个初值，再根据上次重建的结果动态调整 a 的取值。

3.3 事件源运动预测

本节讨论事件的运动对重建产生的影响。为方便讨论，假设事件的运动服从 RWP 模型^[6]，但本文方案不局限于此模型。笔者的思路可以用图3来表示，其中， P_t 为时刻 t 的事件位置。在时刻 t ，事件将由 P_{t-1} 运动至 P_t 。最佳感知区域(以事件为圆心，半径为最佳距离 r 的圆)也将由 $Disk_{t-1}$ 变为 $Disk_t$ 。可见，位于子区域(1)中的节点很快会超出最佳距离，因此，可以转入休眠以节约能量。子区域(3)中的节点本来可能处于休眠，但由于事件的移近而需要转入工作状态以便向汇聚节点发送检测采样。子区域(2)中的节点需要保持它们当前的状态，其原因是事件一直仍处于最佳距离内。

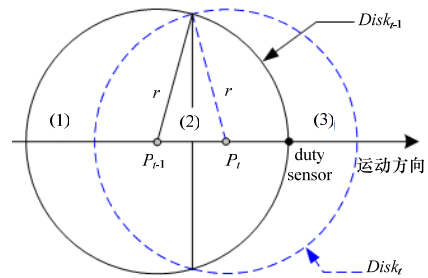


图3 事件源运动预测

本文运动预测算法按如下方式工作：当一个传感器节点感知到某个事件发生后，连续监测一段时间，以通过信号到达角度的方式来确定事件运动方向。获得事件运动方向和节点到事件的距离等数据后，某个传感器节点(图3中的 duty sensor)将广播一个 relay 消息，该消息包含 2 方面的信息： P_t 和 P_{t-1} 的位置。节点 i 接收到 relay 消息后，先判断以前是否接收到此消息。如果收到过，就将其丢弃。否则从数据包中提取数据 P_t 和 P_{t-1} ，并分别计算与这 2 个位置的距离 $d(L_i, P_{t-1})$ 和 $d(L_i, P_t)$ 。如果 $d(L_i, P_{t-1}) \geq r$ 和 $d(L_i, P_t) \leq r$ 同时满足，则它需要转入工作状态(如子区域(3)中的节点)。当某个节点发现事件已超出最佳距离时，它将关闭通信模块转入休眠状态(如

子区域(1)中的节点)。

4 仿真实验

4.1 距离估测方法的准确性分析

由上述分析可知,LPSS 的性能在很大程度上取决于距离估测的准确性。为了验证本文提出的距离估测算法的准确性,在一个 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的正方形区域里随机均匀地部署 100 个传感器节点,并假设事件发生在区域中的一个角落,实验重复执行 10 000 次。数值模拟结果表明,本文估测算法在近距离时效果良好,而当距离较远时性能急剧下降。但这不会对 LPSS 产生影响,因为估测误差较大的节点都处于最佳距离之外,所以不需要发送它们的监测采样。

4.2 模拟环境

在一个 $50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 的正方形区域中随机部署 400 个节点,事件源在此区域中随机产生。传感器节点采用 NS-2 的节点模型和能量模型。每个节点的传输半径为 30 m,发送、接收和睡眠状态的平均能量耗费分别为 24.75 mW, 13.5 mW 和 $15\text{ }\mu\text{W}$ 。假定节点在空闲状态下的能量开销和接收数据时相等。

不同的网络流量负载通过改变节点采样和发送数据周期来实现。每次模拟实验持续 600 s。不失一般性地,假设事件源按如下方式运动:事件以固定速率 10 m/s 运动,运动方向在 $[0, 2\pi]$ 范围内随机选取。每 0.5 s 更新运动方向,事件运动轨迹创建时保证了事件不会超出传感器网络监测范围。

4.3 有效性分析

由图 4 可知,LPSS 汇聚端的重建失真比 CC-MAC 小很多(约 44%),因为在选取代表节点时,LPSS 综合考虑了节点观测数据的质量,所以选取相同数量的代表节点时带来的观测误差较小。LPSS 的重建失真比 HS-Sift 低 14% 左右。

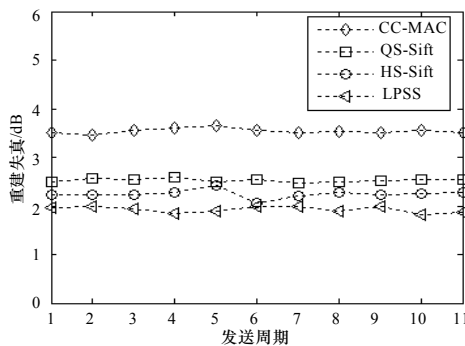


图 4 重建失真对比

图 5 给出了 LPSS 与 S-MAC, CC-MAC, QS-Sift, HS-Sift 和 IEEE 802.11 的平均能量消耗。

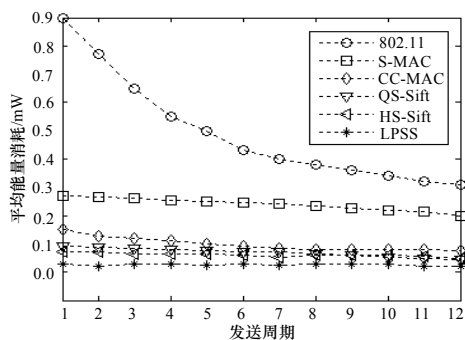


图 5 平均能量消耗对比

由图 5 可以看出,LPSS 的能量开销比 IEEE 802.11 和 S-MAC 低很多,因为它考虑了节点间的空间相关性。LPSS 的能量耗费比 CC-MAC 低 51% 左右,其原因是本文采集的数据质量较好。LPSS 能耗比 HS-Sift 低 20% 左右,因为它较精确地确定了最佳感知距离。

图 6 给出了各种 MAC 协议的介质访问延时。因为 LPSS 不需要集中调度,所以 LPSS 在介质访问延时方面较 HS-Sift 有所改善。所有基于空间相关性的 MAC 协议的介质访问延时方面比 S-MAC 和 IEEE 802.11 高,该时间主要用于代表节点的选取。

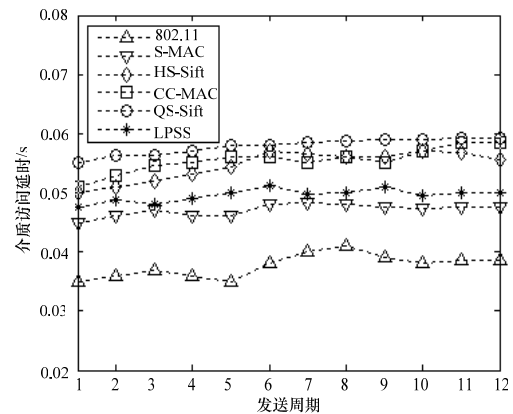


图 6 介质访问延时对比

5 结束语

LPSS 协议可以提高运动单点信号源的重建性能,确保只有最合适的传感器节点才能发送数据。该协议在保证服务质量的前提下,通过降低网络通信流量降低了系统能耗。

参考文献

- [1] Jamieson K, Balakrishnan H, Tay Y. Sift: A MAC Protocol for Event-driven Wireless Sensor Networks[C]//Proc. of the 3rd European Workshop on Wireless Sensor Networks. Zurich, Switzerland: [s. n.], 2006.
- [2] Vuran M C, Akyildiz I F. Spatial Correlation-based Collaborative Medium Access Control in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE/ACM Trans. on Networking, 2006, 14(2): 316-329.
- [3] Zhao Ming, Chen Zhigang, Zhang Lianming, et al. HS-Sift: Hybrid Spatial Correlation-based Medium Access Control for Event-driven Sensor Networks[J]. IET Communications, 2007, 1(6): 1126-1132.
- [4] Vuran M C, Akan O B. Spatio-temporal Characteristics of Point and Field Sources in Wireless Sensor Networks[C]//Proc. of IEEE Int'l Conf. on Communication. Istanbul, Turkey: [s. n.], 2006.
- [5] Sung Youngchu, Tong Lang, Swami A. Asymptotic Locally Optimal Detector for Large-scale Sensor Network under the Poisson Regime[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2005, 53(6): 2005-2017.
- [6] Yoon Jungkeun, Liu Mingyan, Noble B. Random Waypoint Considered Harmful[C]//Proc. of the 22nd IEEE Conf. on Computer Communications. California, USA: [s. n.], 2003.

编辑 陈 晖