

无线传感器网络中定向扩散协议的改进算法

任彪^① 柳立峰^① 马建^②

^①(北京邮电大学网络与交换国家重点实验室 北京 100876)

^②(诺基亚(中国)研发中心 北京 100013)

摘要 定向扩散算法周期性地扩散探测分组时，会给网络带来很大负载，严重影响了数据分组的传输性能。该文提出了一种基于梯度的受限扩散算法。通过分析邻居梯度，计算扩散的广度和深度，进而选取最优的转发节点集进行扩散。仿真结果表明受限扩散算法在保证较低能量消耗的前提下，大大缩短了扩散持续的时间和数据分组端到端时延。

关键词 无线传感器网络，定向扩散，分布式计算，能量有效

中图分类号：TP393

文献标识码：A

文章编号：1009-5896(2006)03-0562-05

A Novel Directed Diffusion Mechanism for Wireless Sensor Networks

Ren Biao^① Liu Li-feng^① Ma Jian^②

^①(State Key Lab of Networking and Switching, Beijing Univ. of Posts & Telecommunications, Beijing 100876, China)

^②(Nokia(Beijing) Research Center, Beijing 100013, China)

Abstract Directed diffusion is a classical data propagation protocol for wireless sensor networks. In directed diffusion routing, the diffusion of exploratory data can inevitably lead to heavy traffic periodically. Then the performance of data propagation may severely deteriorate at that moment. A gradient-based constrained diffusion algorithm is proposed in this paper. By analyzing the gradients of node's neighbors, the breadth and depth for diffusion can be conducted firstly. Then diffusion is performed in the optimal set of selected forwarding nodes. The simulation results indicate that this algorithm can decrease both duration of diffusion and propagation delay greatly. In addition, it is energy-efficient, and compatible with existing algorithm without additional cost of control message.

Key words Wireless sensor networks, Directed diffusion, Distributed computing, Energy-efficiency

1 引言

以数据为中心的计算(data centric computing)^[1,2]是无线传感器网络(WSN)的重要特征之一。从应用层面来讲，人们往往只关注获得特定的数据，而不会访问某个指定的传感器节点；从网络层面来讲，中间节点不但要负责转发数据分组，而且还需要按照一定的规则对数据进行分析和处理。WSN这种以数据为中心的特点对路由协议的实现提出了新的要求。

以数据为中心的路由(data centric routing)协议^[3]将路由计算和数据处理二者有机地结合起来。在 WSN 中，节点的能量有限；由于感知的随机性和邻近节点数据的相似性，网络中不可避免地存在冗余的数据信息，网络负载随之增加；数据流往往以多对一的方式分发；这些特点决定了在网络的中间节点进行数据处理不仅是必要的，而且也是可行的。文

献[4, 5]提出将数据聚合(data aggregation)用于无线传感器网络中。它的主要思想是：将网络中来自不同节点或不同时刻的数据进行聚集并将聚集后的结果转发出去，从而达到消除冗余，减少数据发送量，节省能量的目的。

以上述思想为出发点，文献[6 – 8]提出定向扩散(Directed diffusion)协议。该协议将应用层的需求、路由生成和数据的聚合三者结合起来。其主要特点有 3 个：分布式计算、数据命名和网内数据处理^[9]。但是，在路由生成和维护中，源节点周期性的洪泛探测分组会对正常的数据转发产生相当大的影响，造成网络性能的突然降低。本文提出基于梯度的广度深度受限扩散算法。该算法基于梯度值对探测分组的扩散过程进行改进。分析和仿真结果表明算法大大降低了周期性的扩散对数据分组造成的突发性影响。

2 定向扩散协议

在定向扩散协议中，梯度(gradients)的概念非常重要^[10]。某节点上的数据分组，可通过该节点的不同邻居节点转发出去。因此，每个邻居节点对应一种路径选择，每条路径有着

不同的路径属性, 如时延、最小节点能量等。梯度是表征并存储这些属性值的数据结构。用户发出查询任务时, 该任务被描述为 interests 并以洪泛的形式扩散到网络中的每个节点, 如图 1(a)。节点每收到来自不同邻居的 interests 时, 会建立一个从该点到对应邻居的梯度。因此, 一个节点的所有邻居和该节点上的梯度一一对应。扩散完成后, 在源节点 source 和 sink 之间就会建立多条由梯度建立的路径, 如图 1(b)。

在网络运作的整个时期, 源节点周期性地向所有可能的路径发送探测数据(exploratory data)分组, 以实现路由生成和路由更新, 如图 1(c)。sink 根据收到的同一探测分组不同副本的时延或携带的附加信息确定一条最优的路径, 并以单播方式发送增强消息(reinforcements)告知源节点, 如图 1(d)所示。后续数据的分发通过选定路径进行, 如图 1(e)所示。数据流的中间节点缓存, 转发数据, 并且通过聚合以实现容错处理及减少网络负载。

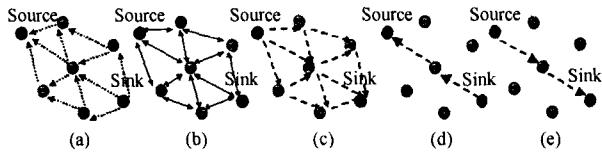


图 1 定向扩散过程

(a)Interests 的洪泛,(b)双向 gradients 的建立,
(c)探测分组的洪泛,(d)路径的选择与增强,(e)数据的发送

Fig.1 The process of directed diffusion (a) Interests propagation,
(b) Gradients setup, (c) Propagation of exploratory data,
(d) Reinforcement, (e) Data delivery

3 基于梯度的广度深度受限扩散算法

源节点周期性的洪泛探测分组会对网络正常的数据转发产生相当大的影响。首先, 与网络中没有探测分组背景流量时相比, 这个阶段 sink 的有效吞吐急剧下降。前面提到, 传感器网络中存在冗余信息, 并且单个分组携带的数据信息不可避免的存在误差。因此, 如果缺乏足够的源数据分组, sink 就无法从中计算出正确的结果, 这对于 QoS 要求高的应用来说是不可接受的。其次, 该阶段 sink 收到的分组的时延急剧增大, 时延过大的分组对 sink 来说就失去了它的价值。

本文提出了一种基于梯度的广度深度受限的扩散算法(以下简称受限扩散算法), 用于对探测分组的扩散进行分布式优化。算法出发点在于: 原定向扩散算法(以下简称原算法)中, 当中间节点第一次收到探测分组时, 便向所有邻居进行扩散。随着扩散逐跳传播, 网络中探测分组的数目也呈指数增长, 当节点密度比较大时, 会造成网络负载的急剧膨胀, 网络性能也迅速下降。因此, 合理的减少扩散深度是必要的。而且, 传感器网络数据流往往以多对一方式进行, 目标节点个数有限。对全网进行扩散会造成极大的浪费。因此, 合理的减少扩散广度也是必要的。

其主要思想是:

(1) 定向扩散梯度中包含路径的时延参数。算法将跳数(hops)作为路径时延的一种度量。在源节点处, 某个邻居节点梯度大小表明了从该邻居转发分组到 sink 的跳数。

(2) 通过定义梯度的阈值来限制源节点以及每个转发节点扩散的广度, 即小于该广度阈值的梯度所对应的邻居节点才会被选取为扩散的下一跳节点。

(3) 算法引入经验参数。该参数值对应以节点与 sink 之间的连线为对称轴, 以节点传播距离为半径的扇形的角弧度, 如图 2 阴影部分所示。特别的, 一个节点的所有邻居对应的参数为 2π 。而且, 在一个节点对应的整个 2π 范围中, 扇形区域部分距离 sink 更近。因此, 在节点位置服从均匀分布条件下, 梯度值(专指跳数)越小的节点, 落到该扇形区域的概率越大。经验参数值决定阴影区域的角弧度值, 广度阈值等于阴影区域内节点梯度的最大值。经验参数可根据需要进行自适应的调整, 合理的参数值会提高算法的性能。本文中经验参数为 $\pi/2$, 图 2 图示了一条路径上的扩散过程(设节点位置固定)。

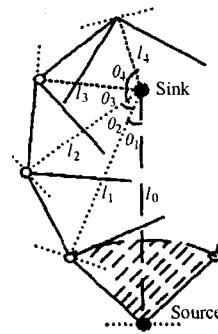


图 2 算法的扩散过程和扩散覆盖范围

Fig.2 The process of diffusion of exploratory data and its coverage area

(4) 深度阈值也是一个梯度值, 每个分组最多进行该阈值次扩散后停止。深度阈值越大意味着可以发现更多不同长度的路径, 但同时扩散分组在网络中存在的时长就越长。深度阈值与广度阈值有关, 在本文中深度阈值等于广度阈值, 即如果广度阈值为 4, 那么每个扩散分组在退出网络之前, 最多可被转发 4 次。

4 算法分析

先给出相关定义, 然后分析算法的性能。

定义1 图 G : $G = (V, E)$, V 代表网络中节点的集合, 设 $N = |V|$; E 表示链路集合; S : $S \subset V$ 定义为源节点集, $|S|$ 为网络中源节点的个数。本文只考虑一个接收节点, 即单 sink 的情况。

定义2 图 G 中任意结点 v , K_v 表示节点的邻节点集, 即与节点 v 建立梯度的节点集合, 节点度 $|K_v|$ 。设网络的平均节点度为 K 。

定义3 发送和接收单位分组的开销分别为 C_s 和 C_r 。

我们采用在一轮扩散中(每个源节点产生一个探测分组)网络总开销和节点的平均转发和接收开销两个方面来评估网络的性能。原算法中,除 sink 外的每个节点第一次收到扩散后,都要向它的所有邻居分别转发此消息,因此,网络节点总的发送开销为: $f_s = |S|C_s \sum_{i \in V, i \neq \text{sink}} |K_i|$ 。因为每个节点都会收到它的每个邻居的扩散消息,因此,网络节点总的接收开销为 $f_r = |S|C_r \sum_{i \in V} |K_i|$, 网络总的开销:

$$f = \left(|S|C_s \sum_{i \in V, i \neq \text{sink}} |K_i| + |S|C_r \sum_{i \in V} |K_i| \right) \quad (1)$$

节点的平均转发和接收开销为

$$\bar{f} = \frac{\left(|S|C_s \sum_{i \in V, i \neq \text{sink}} |K_i| + |S|C_r \sum_{i \in V} |K_i| \right)}{N} \quad (2)$$

取节点的邻居数 $K_i = K$, 并认为一次发送与一次接收的开销是相同的, 即 $C_s = C_r$ (真实情况可能会相差数倍, 在仿真中考虑这种情况), 则上式化简为

$$\bar{f} = \frac{1}{N} \left(2|S|C_s \sum_{i \in V} |K_i| \right) = 2|S|C_s K \quad (3)$$

从式(1), 式(3)中可以得出: 当所有节点都参与扩散时, 网络的总开销与网络的总规模 N , 节点密度和源节点的个数相关, 而节点的平均开销主要依赖于平均邻居节点和源节点的个数。

下面是受限扩散算法性能的分析。设节点的传输半径为 d , 源节点到 sink 的距离为 l_0 , 每次转发的扩散广度限制在 $\pi/2$ 范围内, 深度为 4。源节点需要扩散分组时, 根据算法从梯度最小的邻居节点开始依次选择, 直到达到梯度阈值。这些节点多数分布在图 2 中阴影覆盖的扇形区域内。所选邻居节点收到探测分组之后, 重复此过程。图 2 给出了该算法下分组扩散的最大区域边界(右边界与左边界对称, 未给出), θ_i 为中间节点向 sink 收敛的角度, l_i 为中间节点到 sink 的距离, 通过计算可以得出:

$$\theta_{i+1} = \arctg \left(\frac{\sqrt{2}d/2}{l_i - \sqrt{2}d/2} \right) \quad (4)$$

$$l_{i+1} = \sqrt{\left(\sqrt{2}d/2\right)^2 + \left(l_i - \sqrt{2}d/2\right)^2} \quad (5)$$

迭代计算得到扩散涉及面积近似为 $2\sqrt{2}d(l_0 + d)$ 。与原算法比较, 受限算法在局部范围内进行扩散, 范围大小只与节点的传输半径 d 和初始距离 l_0 有关, 而与整个网络大小和节点的规模 N 无关。受限扩散算法的开销计算方式与原算法相同, 但只需考虑覆盖范围内的节点; 而且, 每个节点只需选择小于梯度阈值的邻居节点进行转发, 这样就相当于降低了节点密度, 因此网络和节点平均开销大大降低。设此时覆

盖面积与整个网络面积之比为 α , 则网络开销近似为 $(\alpha f)/4$ 。可以得出, 在节点均匀分布条件下, 网络规模越大, 覆盖范围与网络范围比值越小, 算法的优越性就越明显。

5 仿真与结果

仿真基于 CMU 的 ns-2^[11]平台。通过与原算法在不同场景下性能的比较来验证受限扩散算法的有效性。重点是评价在扩散探测分组时, 该算法对数据分组端到端时延的影响, 对接收端有效吞吐的影响和对节点消耗能量的影响。设 M 表示数据分组的集合, 对于每个 $m \in M$, t_m^s 和 t_m^r 分别对应分组 m 在生成节点的发送和到 sink 节点的接收时间, 端到端平均时延采用下面公式定义^[12]:

$$\frac{1}{|M|} \sum_{m \in M} (t_m^r - t_m^s) \quad (6)$$

仿真环境中, 节点随机分布在 670m × 670m 的矩形区域。sink 的个数为 1, 源节点的个数为 5, MAC 层采用 802.11 DCF 协议, 信道带宽设为 1Mbps; 数据分组的大小为 62byte, 探测分组的发送间隔设为 60s。其他参数与源定向扩散协议设置相同。图 3, 图 4 分别显示了探测分组周期性的扩散对分组时延和 sink 点有效吞吐的影响。为简单起见, 图中用 CDD 和 DD 分别表示受限扩散算法和原算法。

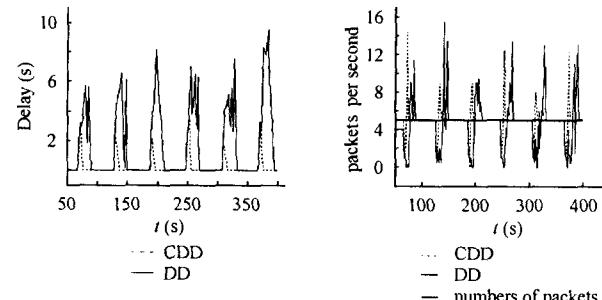


图 3 探测分组周期性的扩散对分组端到端时延的影响
Fig.3 Comparison of avg. end-to-end delay between CDD and DD

图 4 探测分组的扩散对 sink 节点有效吞吐的影响
Fig.4 Comparison of goodput of sink between CDD and DD

从图 3 中可明显看出, 分组时延性能的周期性波动虽然没有完全消除, 但是在持续的时间, 以及抖动的幅度方面都有了相当显著的降低。相应的结果也体现在 sink 的有效吞吐上, 如图 4, 网络中单位时间生成的数据分组恒定(粗线表示), 而 sink 接收到分组数量呈周期性波动。受限扩散算法在峰值上与原算法近似, 但持续的时间减少了大约 1/2。

仿真过程中, 节点分布在大小固定的矩形区域, 因此网络规模 N 的增大也意味着节点密度值的增大。网络的负载定义为单位时间网络生成的数据分组个数。图 5, 图 6 基于不同的场景对两种算法进行了比较。

图 5 反映了不同网络负载下时延的变化情况。可以看到

在负载比较大的时候, 受限扩散算法会对时延有将近一个数量级的优化。而且, 时延在不同负载下的波动比较平缓, 而原算法的波动范围却达到 0.2s, 甚至超过了分组在受限扩散算法下的传输时间。

图 6 分析了不同的节点传输半径对算法的影响。3 条曲线(时间间隔 0.1s, 1s 和 5s)分别对应单位时间生成的数据分组个数 10, 1 和 0.2。网络规模为 80 个节点。从图中可明显看出分组平均时延随着传输半径的减小而降低。半径的减小虽然会导致扩散深度(跳数)的增加, 但此时节点邻居数的减

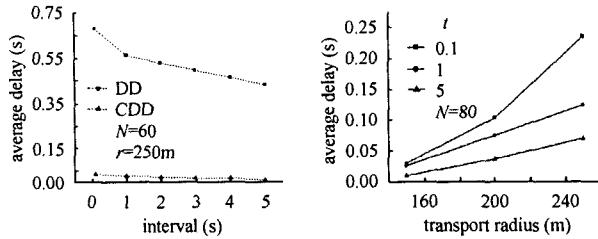


图 5 不同网络负载下两种算法的时延比较

Fig.5 Comparison of avg. delay at different network load

少带来的增益会抵消跳数的增加带来的负面影响。这一点对减少 802.11 DCF 的竞争和冲突, 提高信道利用率是非常重要的。

图 7 是两种算法下节点剩余能量的比较。设每个节点初始能量为 1000J。可以看出, 在相同的仿真场景下, 受限扩散算法的剩余能量要高于原算法。通过计算仿真结果数据得到平均每个节点可节省 28.234J 的能量。而且, 与原算法比较, 整个仿真过程中参与数据转发的总的节点数目也增多。这说明, 通过受限扩散算法, 在覆盖范围内的每个节点被选为路由转发节点的概率增大, 这样就实现了通过流量均衡的方式达到节点能量消耗的均衡, 从而会增加整个网络生存的时间。

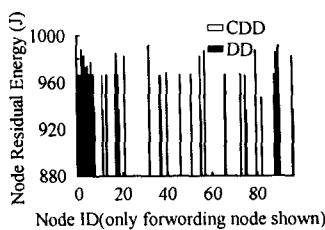


图 7 节点剩余能量比较(只列出参与转发数据的节点)

Fig.7 Comparison of residual energy (only forwarding nodes shown)

6 结束语

基于梯度的广度深度受限扩散算法保持了原定向扩散

算法的功能, 不需要增加任何额外的控制开销。在此基础上, 通过优化探测分组扩散的广度和深度, 缩小传播范围, 大大降低了周期性的扩散对数据分组的影响, 减小了分组端到端时延, 提高了 sink 端的接收质量。从仿真结果可以得出, 在有扩散背景流量下, 数据分组时延和持续时间都降低到原算法的 1/2, sink 端接收性能明显增强。从整个仿真时间来看, 分组端到端平均时延降低了一个数量级。受限扩散算法在高节点密度, 重流量负载下的性能更优越于原算法。同时, 算法通过流量均衡延长了节点的平均工作时间, 从而提高了整个网络的生存时间。

参 考 文 献

- [1] Akyildiz I F, Su W, Sankarasubramaniam Y, Cayirci E. A survey on sensor networks. *IEEE Communications Magazine*, 2002, 40(8): 102 – 114.
- [2] Ren F Y, Huang H N, Lin C. Wireless Sensor Networks. *Journal of Software*, 2003, 14(7):1282 – 1291 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1282.htm>
- [3] Krishnamachari B, Estrin D, Wicker S. Modeling data-centric routing in wireless sensor networks. In Proc. of INFOCOM 2002 New York, June 2002.
- [4] Heinzelman W, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy efficient communication protocol for wireless micro sensor networks. In Proc. of the 33rd Annual Hawaii International Conf. on System Sciences, Hawaii, 2000: 3005 – 3014.
- [5] Ganesan D, Greenstein B, Perelyubskiy D, Estrin D, Heidemann J. An evaluation of multi-resolution search and storage in resource-constrained sensor networks. In Proceedings of the First ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). Los Angeles, 2003: 89 – 102.
- [6] Intanagonwiwat C, Govindan R, Estrin D. Directed diffusion: A scalable and robust communication paradigm for sensor networks. presented at the 6th Ann. Int. Conf. Mobile Computing Networks (MobiCom 2000) Boston, MA, Aug. 2000: 56 – 67.
- [7] Heidemann J, Silva F, Estrin D. Matching data dissemination algorithms to application requirements. Technical Report ISI-TR-571, USC/Information Sciences Institute, April 2003.
- [8] Intanagonwiwat C, Govindan R, Estrin D, Heideman J. Directed diffusion for wireless sensor networking. *IEEE Trans. on Networking*, 2003: 11(1): 2 – 15.
- [9] Ganesan D, Cerpa A, Ye Wei, Yu Yan, Zhao Jerry, Estrin D. Networking Issues in Wireless Sensor Networks. <http://www.isi.edu/~zhaoy/papers/jpdc03.pdf>.

- [10] Heidemann J, Silva F, Intanagonwiwat C, Govindan R, Estrin D, Ganesan D. Building efficient wireless sensor networks with low-level naming. In Proc. ACM Symp. Operating Systems Principles, Banff, Canada, Oct. 2001: 146 – 159.
- [11] UCB/LBNL/VINT Network Simulator-ns (version 2). <http://www.isi.edu/nsnam/ns/>
- [12] Basagni S, Chlamtac I, Syrotiuk V R. A distance routing effect algorithm for mobility (DREAM). In ACM MOBICOM 98, Dallas, Texas, October 1998: 76 – 84.
- 任 彪: 男, 1976年生, 博士生, 研究无线传感器网络、自组织网络、移动终端服务等。
- 柳立峰: 男, 1974年生, 博士生, 研究移动计算、无线传感器网络, 宽带城域网技术等。
- 马 建: 男, 教授, 博士生导师, 研究传感器网络、无处不在的网络、4G核心网及协议、移动游戏等。