

无线传感器网络中联合功率控制和速率调整

廖盛斌^{1,2}, 杨宗凯^{1,2}, 程文青², 刘 威², 熊志强²

(1. 华中师范大学教育信息技术工程研究中心, 湖北武汉 430079; 2. 华中科技大学电子与信息工程系, 湖北武汉 430074)

摘要: 无线传感器网络本质上是能量受限的, 而且, 传感器节点扮演着数据收集和转发数据的双重角色. 本文提出了怎样分配传感器节点的功率用于转发其它节点的数据. 在节点的转发功率分配比确定后, 研究了采用价格作为一种方法, 刺激节点与它到数据采集节点路径上的所有节点合作. 通过把无线传感器网络中数据收集和传输抽象为一个网络效用最大化问题, 通过采用对偶分解技术, 提出了一种迭代价格与联合功率控制和速率调整的分分布式算法. 实验表明, 该算法能提高系统的性能, 同时降低功率的消耗.

关键词: 传感器网络; 网络效用最大化; 功率控制; 对偶分解

中图分类号: TN915 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 10 1931-07

Joint Power Control and Rate Adaptation for Wireless Sensor Networks

LIAO Sheng bin^{1,2}, YANG Zong-kai^{1,2}, CHENG Wen-qing², LIU Wei², XIONG Zhi-qiang²

(1. Engineering and Research Center for Information Technology on Education, Huazhong Normal University, Wuhan, Hubei 430079, China;

2. Department of Electronics and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: Wireless sensor networks (WSNs) are energy-constrained in nature, moreover, sensor nodes play the dual role of data originator and data relaying. In this paper, a novel method how to allocate the power of sensor nodes for forwarding traffic of other nodes was proposed. After forwarding power ratios of nodes are decided, we consider pricing as a mean to stimulate cooperation between a node and other nodes along its routing path to a sink node. By formulating the problem of data sensing and transport in WSNs as network utility maximization (NUM) problem, an iterative price and joint power control and rate adaptation algorithm was presented by using dual decomposition techniques. Numerical results show that the proposed price mechanism can improve system performance while reducing power consumption.

Key words: sensor networks; network utility maximization; power control; dual decomposition

1 引言

传感器节点一般散布在指定的感知区域内, 每个节点都可以收集数据, 并通过多跳路由方式把数据传送到 Sink. 当 Sink 位于一个传感器节点的传输范围之外时, 该传感器节点收集的数据要经其他节点转发到达 Sink. 因此, 传感器节点扮演着数据收集和转发数据的双重功能. 但是, 转发其它节点的数据导致了能量的消耗, 可能减少它自己的数据收集. 由于每个传感器节点不可能知道整个网络的全局信息, 如果它只是被动地转发其它节点的数据, 这可能导致一些节点很快用完自己的能量, 致使网络失败. 这驱动我们考虑以下两

个问题以优化整个传感器网络的性能. 第一, 传感器节点应该怎样分配它的功率/能量用于转发其它节点的数据. 第二, 传感器节点应该采用怎样的机制来调节它转发的各个数据源的速率, 以控制自己功率/能量合理地消耗. 本文将研究这两个问题, 优化传感器网络数据收集和传输中的功率/能量分配. 为了达到此目的, 本文将根据总的网络效用来度量整个网络的性能, 然后采用非线性优化方法优化整个网络性能. 在此基础上, 提出了基于效用的定价机制进行传感器节点的功率分配和速率自适应地调整.

近年来, 采用基于效用函数的优化设计成为研究网络优化问题的一种重要的研究方法. 自从文献[1]提

出采用非线性、凹的效用函数(Utility Function) 来度量网络中各个节点的性能指标以来, 网络效用最大化(Network Utility Maximization, 简称 NUM) 的架构思想被广泛应用到有线和无线网络研究中^[2~4]. 在基于 NUM 的研究中, 借鉴经济学中描述消费者接受服务时所获得收益的效用思想, 定义网络用户或者节点对于网络提供服务的满意程度作为效用, 最为常见的效用函数即为源节点的发送速率函数^[1]. NUM 优化问题通常采用对偶分解(Dual Decomposition) 的方法将求解全局最优的任务转化为可以在每个节点上执行的分布式算法, 因此与其它优化方法相比, 其研究成果更便于在网络上部署应用. 关于 NUM 在网络通信中应用的一个优秀综述见文献[5].

在传感器网络的优化设计方面采用 NUM 架构方法的工作还比较少. 文献[6~8]着手采用网络效用最大化的方法研究能量有效的(Energy-efficient) 通信策略, 其基本思路是将源节点消耗的能量与其数据速率相关联, 然后以全部节点的总能量限制作为一个约束条件, 求解相应的 NUM 问题. 这些工作较好的刻画了源端发送数据时导致的能量消耗问题, 但是忽略了数据在多跳传感器网络中转发时的能量消耗.

研究传感器节点间以转发形式的合作, 提高节点的能耗效益, 能极大地增强系统的性能^[9]. 但是, 这个重要的问题在传感器网络中还没有引起足够的关注. Huang 等^[10]在无线自组织网络中提出了一个基于效用的分布式功率控制模式, 这与我们的思想是类似的. 但我们的问题有完全不同的优化目标和不同的目标函数, 而且, 我们的价格体现的是功率消耗的代价, 而他们的价格体现的是收到的干涉的代价. Lee 等^[11]采用定价的方法研究了伺机功率分配和端到端的速率控制, 他们的目标是通过利用通信链路的状态信息提高系统的性能. 我们的前期工作^[12]考虑了效用和能量最优平衡的问题, 采用基于效用的定价机制, 提出了系统总的效用和能耗之间的帕累托(Pareto) 最优平衡. 但是, 当时没有考虑功率分配问题.

2 系统模型和问题

本文的研究场景为一个由传感器节点集合 N 和通信链路集合 L 构成的静态无线传感器网络. 假定节点 i 和 j 之间存在一条通信链路当且仅当它们相互位于对方的传输范围之内. 假定 x_s 表示从传感器节点 s ($s \in N$) 发出数据流的速率, x_s 满足 $m_s \leq x_s \leq M_s$, 其中 m_s 和 M_s 分别表示节点 s 的最小和最大传输速率. 路由不在本文的研究范围之内, 假定在一定的时间范围内路由固定不变; 一旦由于某种原因路由发生改变, 有相关的路由机制建立起新的路由. 定义 $S(l)$ 是所有使用了链

路 l 的数据源节点集合. 定义 $L(s)$ 是节点 s 使用了的所有链路集合.

2.1 链路容量约束

我们将考虑一个频分多址或时分多址的通信系统, 它使用正交的链路传输. 假定每个传感器节点在任意的时间每次至多工作在一个通信链路上. 我们使用传输模式的概念来刻画链路的容量约束. 每一个传输模式 m 表示能被同时调度的不同链路集合. 但不是所有的传输模式是可行的, 一个可行的模式由相互独立的链路构成, 即由没有相同的公共点的链路构成. 在我们的模型中, 每个独立的链路集构成了一个可行的传输模式, 这是因为这些链路相互之间是正交的, 它们的传输不会相互干涉. 我们用 M 表示所有可行的传输模式.

使用 p_l^m 表示链路 l 在模式 m 的传输功率, 用 p^m 表示在模式 m 下链路的功率向量. 假定链路 l 的最大传输功率为 p_l^{\max} . 因此, 链路的传输功率必须满足下面约束:

$$p_l^m \leq p_l^{\max}, \forall l \in L, m \in M \quad (1)$$

假定每条链路是加性高斯白噪声信道, 噪声的频谱密度为 N_0 , 且每条链路在传输期间使用固定的带宽 W . 这样, 在模式 m 下一个激活的链路的容量 C_l^m 量仅仅依靠该链路的传输功率^[13], 即:

$$C_l^m(p_l^m, W) = W \log_2 \left(1 + \frac{p_l^m K d_l^{-\gamma}}{N_0 W} \right)$$

这里 d_l 表示链路 l 的发送者与接收者之间的距离, γ 是路径衰落指数, K 是一个与传输频率有关的常数. 假定每种传输模式调度的时间比用 v_m 表示, 则有:

$$v_m \geq 0, \forall m \in M; \sum_{m \in M} v_m = 1 \quad (2)$$

因此, 由每条链路上的总数据量应该满足该链路的容量有:

$$\sum_{s \in S(l)} x_s \leq \sum_{m \in M} v_m C_l^m(p_l^m, W), \forall l \in L \quad (3)$$

2.2 链路功率分配

在本文中, 功率的消耗需要考虑沿着传输路径的多跳节点的功率分配, 即包括源节点发送每个报文时消耗的功率和其他节点转发该报文消耗的功率. 下面通过一个简单的例子来说明. 如图 1 所示, 考虑由三个传感器节点 $\{1, 2, 3\}$ 和一个目的节点 d 构成的线性拓扑的传感器网络. 约定每个传感器节点传输其收集的数据到目的节点 d , 即数据向节点 d 单向传输. 约定只有相邻的传感器节点才能直接通信.

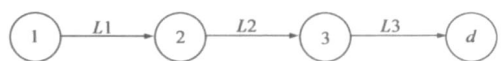


图 1 线性拓扑传感器网络示意图

对节点 1 而言, 它收集到的数据传输到目的节点 d 消耗的功率由两部分组成, 一部分是它自己感知和传输数据的功耗, 另外一部分是节点 2 和节点 3 转发节点 1 的数据的功率消耗. 用 p_{1l}^m 表示在模式 m 下链路 l 转发节点 1 的数据消耗的功率, 则传输节点 1 收集的数据到目的节点 d 消耗的总的功率为 $\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(1)} p_{1l}^m$, 于是有:

$$\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(1)} p_{1l}^m = \sum_{m \in M} (p_{11}^m + p_{12}^m + p_{13}^m)$$

同样地, 对节点 2 和节点 3 有:

$$\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(2)} p_{2l}^m = \sum_{m \in M} (p_{22}^m + p_{23}^m)$$

$$\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(3)} p_{3l}^m = \sum_{m \in M} (p_{33}^m)$$

根据上面的描述, 传感器网络中每个节点 s 耗掉整个网络的功率可以表示为 $\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(s)} p_{sl}^m$, 其中 p_{sl}^m 表示在模式 m 下链路 l 为了转发来自于节点 s 的数据所消耗的功率. 特别地, 从物理意义上看, p_{sl}^m 刻画了节点之间因转发数据而带来的功率消耗关系.

本文定义功率分配比矩阵 B 为 $B = (b_{sl}, s \in N, l \in L)$, 其中 b_{sl} 表示链路 l 为转发节点 s 的数据分配的功率比例, 也就是链路 l 为转发节点 s 的数据功率消耗不超过 $b_{sl} p_{sl}^{\max}$. 并且 b_{sl} 满足 $0 \leq b_{sl} \leq 1$, $\sum_{s=1}^N b_{sl} = 1$. 特别地, 如果 $l \notin L(s)$, 则 $b_{sl} = 0$.

关于怎样确定功率分配比矩阵 B 在下面的 2.3 节中介绍. 对于图 1 所示的例子, 如果它的功率转发比矩阵为 B , 则有:

$$\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(1)} p_{1l}^m = \sum_{m \in M} (p_{11}^m + p_{12}^m + p_{13}^m) \leq B_1 P^{\max}$$

$$\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(2)} p_{2l}^m = \sum_{m \in M} (p_{22}^m + p_{23}^m) \leq B_2 P^{\max}$$

$$\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(3)} p_{3l}^m = \sum_{m \in M} p_{33}^m \leq B_3 P^{\max}$$

这里 B_s 表示矩阵 B 的第 s 行, 即 $B_1 = (b_{11}, b_{12}, b_{13})$, $B_2 = (0, b_{22}, b_{23})$, $B_3 = (0, 0, b_{33})$. p^{\max} 表示链路的最大传输功率向量, 即 $p^{\max} = (p_1^{\max}, p_2^{\max}, p_3^{\max})^T$, 其中 T 表示向量的转置.

根据上面提出的转发功率模型, 将其推广到一般的传感器网络, 则传感器网络中每个节点 s 耗掉整个网络的功率应该满足:

$$\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(s)} p_{sl}^m \leq B_s p^{\max}, \forall s \in N \quad (4)$$

2.3 功率分配比

传感器网络能应用到许多领域. 传感器节点用于转发其它节点数据的功率分配比例与特定的应用和网络拓扑有关. 不同的应用有不同的性能要求, 本文研究传感器节点的功率分配比时, 主要从节点网络拓扑位置的角度来考虑.

由于传感器节点是能量受限的, 并且传感器网络的传输环境易于受到外部的影响. 因此, 靠近 Sink 的传感器节点收到的数据比远离 Sink 的传感器节点收集到的数据有更多的机会被传输到 Sink. 而且, 当一个传感器节点远离 Sink 时, 它收集到的数据要经其他一些离 Sink 比较近的转发才能到达 Sink. 因此, 不同的传感器应该采用不同的功率分配比用于转发其它节点的数据, 并且, 离 Sink 比较近的传感器节点应该比离 Sink 远的节点承担更多的转发任务.

如前所述, 本文不考虑路由问题. 假定有相关的路由算法来保证网络拓扑的连通性, 且在一定时间范围内路由是固定不变的. 因此, 在路由改变之前, 每个节点知道自己到 Sink 的路由和相应的路由跳数. 在本文中, 我们采用传感器节点到 Sink 的路由跳数来度量它到 Sink 的距离. 并且提出, 节点离 Sink 的距离越小, 它的转发功率分配比越大.

基于上面的思想, 本文提出如下的规则, 用于传感器节点确定其转发其它节点数据的转发功率分配比:

- (1) 如果一个传感器节点没有转发其它任何节点的数据, 则它的转发功率分配比为零.
- (2) 如果一个传感器节点转发了其他节点的数据, 且它到 Sink 的路由跳数为 k , 则它的转发功率分配比为 $1/(k+1)$.

(3) 每个传感器节点平均地分配它的转发功率分配比到所有它转发的数据源节点. 在各个传感器节点的转发功率分配比确定后, 根据 2.2 节功率分配比矩阵的定义, 功率分配比矩阵 B 就确定了.

2.4 优化模型

传统的 NUM 优化问题通常以节点的发送速率作为效用函数的自变量. 例如, 对节点 s 而言, 其效用函数为 $U_s(x_s)$. 优化目标是网络总的效用最大化. 结合实际场景, 由于传感器网络节点的能量是极其宝贵的资源, 因此, 在考虑传感器节点将所感知的数据回传给采集节点 Sink 带来的效用时, 还必须考虑相应的能耗代价. 也就是说, 我们的优化目标将是网络总的净效用最大化. 传感器节点的净效用指它的效用与它总的功率的消耗的差. 这里传感器节点收集数据, 并传输这些数据到 Sink 的总的功率消耗包括两部分, 即它自己感知和传输数据的功率消耗和其他所有为它转发这些数据的节点相应的功率消耗.

根据上面的阐述, 通过把传感器节点收集和传输数据到 Sink 的总功率消耗引入到 NUM 架构中, 即定义每个节点 s 的净效用为 $U_s(x_s) - \sum_{m \in M} \sum_{l \in L(s)} p_{sl}^m$, 其中 x_s 和 $\sum_{m \in M} \sum_{l \in L(s)} p_{sl}^m$ 分别表示各个节点的发送速率和总功耗. 假定效用函数 U_s 是关于 x_s 的严格凹的连续函数, 且随 x_s 的

增加而增加. 则可以获得在满足约束条件(2)、(3)和(4)的情况下的NUM 优化模型:

$$\begin{aligned} & \max_{m_s, x_s, \leq M, s \in N} \left(a_s U_s(x_s) - \sum_{m \in M} \sum_{s \in L(s)} p_{sl}^m \right) \\ & s. t. \quad v_m \geq 0, \forall m \in M; \sum_{m \in M} p_m = 1 \\ & \sum_{s \in S(l)} x_s \leq \sum_{m \in M} v_m C_l^m(p_l^m, W), \forall l \in L \\ & \sum_{m \in M} \sum_{s \in L(s)} p_{sl}^m \leq B P^{\max}, \forall s \in N \\ & p_{sl}^m \leq b_{sl} p_l^m, \forall l \in L, m \in M, s \in N \end{aligned} \quad (5)$$

其中 a_s 是一个非负的常数, 它表示传感器节点 s 的效用的权重. 矩阵 B 是转发功率分配比矩阵, B_s 表示矩阵 B 的第 s 行, b_{sl} 表示矩阵 B 的第 s 行第 l 列的元素.

在模型(5)中有两点需要指出的是, 第一, 在 NUM 优化模型中, 有不同的效用函数设计方法, 并且不同的应用可能有不同的效用函数, 可以根据应用的要求和目标来选择不同的设计方法确定效用函数的具体形式^[14]. 因此, 我们在模型(5)中引入了权重来 a_s 表示应用相关的特点. 比如, 特殊区域的数据可能具有更重要的价值, 那么相应的传感器节点的效用具有较大的权重. 第二, 在模型中并没有包含约束条件(1), 事实上, 模型中的最后一个约束条件和矩阵 B 的元素 b_{sl} 满足 $0 \leq b_{sl} \leq 1, \sum_{s=1}^N b_{sl} = 1$ 特性保证了约束条件(1)成立.

3 基于对偶分解的分布式算法

在问题(5)中, 优化目标是最大化净效用的和. 如果仅仅是最求效用最大化, 那么一些链路在传输数据时, 将以最大功率进行传输, 这可能导致有些节点很快消耗完自己的能量. 一个联合链路功率控制和速率调整的设计方法能避免这种情况的发生, 提高系统的性能. 问题(5)正是基于这种思想对无线传感器中数据收集和传输过程的抽象和建模. 但是, 在问题(5)中, 如果各个模式的调度时间 v_m 和链路的发送功率 p_l^m 同时变化的话, 那么容易证明^[15], 该优化问题的约束集不是一个凸集, 这将给问题的求解带来很大的困难. 在下面, 我们将保持传输模式的调度时间 v_m 固定不变, 考虑联合功率控制和速率调整设计问题. 这样联合优化问题(5)变为如下的优化问题(6):

$$\begin{aligned} & \max_{m_s, x_s, \leq M, s \in N} \left(a_s U_s(x_s) - \sum_{m \in M} \sum_{s \in L(s)} p_{sl}^m \right) \\ & s. t. \quad \sum_{s \in S(l)} x_s \leq \sum_{m \in M} v_m C_l^m(p_l^m, W), \forall l \in L \\ & \sum_{m \in M} \sum_{s \in L(s)} p_{sl}^m \leq B_s P^{\max}, \forall s \in N \\ & p_{sl}^m \leq b_{sl} p_l^m, \forall l \in L, m \in M, s \in N \end{aligned} \quad (6)$$

3.1 对偶问题

我们将使用对偶分解方法来解问题(6). 通过采用

拉格朗日数乘松弛它的前面两个约束, 得到问题(6)的拉格朗日函数如下, 其中 λ_l 和 μ_s 是拉格朗日数乘, 参考经济学的概念, 这里分别解释为链路的拥塞价格和节点的功率/能量价格.

$$\begin{aligned} L(x, p; \lambda, \mu) &= \sum_s \left[a_s U_s(x_s) - \sum_{m \in M} \sum_{l \in L(s)} v_m p_{sl}^m \right] + \sum_l \lambda_l \left[\sum_{m \in M} v_m C_l^m(p_l^m, W) - \sum_{s \in S(l)} x_s \right] \\ &+ \sum_s \mu_s \left[B_s P^{\max} - \sum_{m \in M} \sum_{s \in L(s)} v_m p_{sl}^m \right] \\ &= \sum_s \left[a_s U_s(x_s) - x_s \sum_{l \in L(s)} \lambda_l \right] + \left\{ - \sum_{l \in L} \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} v_m p_{sl}^m \right. \\ &+ \sum_l \lambda_l \left[\sum_{m \in M} v_m C_l^m(p_l^m, W) \right] - \sum_s \mu_s \left[\sum_{m \in M} \sum_{s \in L(s)} v_m p_{sl}^m \right] \left. \right\} \\ &+ \sum_{s \in S(l)} \mu_s B_s P^{\max} \\ &= \sum_{s \in S(l)} \left[a_s U_s(x_s) - x_s \sum_{l \in L(s)} \lambda_l \right] + \left\{ - \sum_{l \in L} \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} v_m p_{sl}^m \right. \\ &+ \sum_l \lambda_l \left[\sum_{m \in M} v_m C_l^m(p_l^m, W) \right] - \sum_{l \in L} \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} \mu_s v_m p_{sl}^m \left. \right\} \\ &+ \sum_s \mu_s B_s P^{\max} \end{aligned}$$

由于在我们的模型中, 链路 l 的功率表示在模式 m 下, 用来传输来自于节点 s 的数据的. 因此, 通过对所有使用了链路 l 的数据源求和, 我们有:

$$\sum_{s \in S(l)} p_{sl}^m = p_l^m, \forall m \in M \quad (7)$$

使用等式(7), 进一步对该拉格朗日函数变形, 可以得到:

$$\begin{aligned} L(x, p; \lambda, \mu) &= \sum_s \left[a_s U_s(x_s) - x_s \sum_{l \in L(s)} \lambda_l \right] + \left\{ - \sum_{l \in L} \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} v_m p_{sl}^m \right. \\ &+ \sum_l \lambda_l \left[\sum_{m \in M} v_m C_l^m \left(\sum_{s \in S(l)} p_{sl}^m, W \right) \right] \\ &- \sum_{l \in L} \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} \mu_s v_m p_{sl}^m \left. \right\} + \sum_{s \in S(l)} \mu_s B_s P^{\max} \\ &= \sum_s \left[a_s U_s(x_s) - x_s \sum_{l \in L(s)} \lambda_l \right] + \sum_l \left\{ - \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} v_m p_{sl}^m \right. \\ &+ \lambda_l \left[\sum_{m \in M} v_m C_l^m \left(\sum_{s \in S(l)} p_{sl}^m, W \right) \right] - \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} \mu_s v_m p_{sl}^m \left. \right\} \\ &+ \sum_{s \in S(l)} \mu_s B_s P^{\max} \end{aligned} \quad (8)$$

由此, 可以根据上面的拉格朗日函数得到对偶函数如下:

$$\begin{aligned} Q(\lambda, \mu) &= \max L(x, p; \lambda, \mu) \\ s. t. \quad m_s &\leq x_s \leq M_s, 0 \leq p_{sl}^m \leq b_{sl} p_l^m \end{aligned} \quad (9)$$

根据对偶函数, 进一步可以得到问题(6)的对偶问题为:

$$\begin{aligned} \min Q(\lambda, \mu) \\ s. t. \quad \lambda &\geq 0, \mu \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

3.2 分布式求解算法

为了求解对偶问题(10), 根据问题(9), 必须先求拉格朗日函数的最大值. 又根据等式(8), 拉格朗日函数是可分离的, 因此拉格朗日函数最大化问题可以在各

个节点和各条链路如下并行地求解。

在各个节点求解如下优化子问题:

$$\begin{aligned} \max \quad & a_s U_s(x_s) - x_s \sum_{l \in L(s)} \lambda_l \\ \text{s. t.} \quad & m_s \leq x_s \leq M_s \end{aligned} \quad (11)$$

在每条链路求解下面的优化子问题:

$$\begin{aligned} \max \quad & \left\{ - \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} v_m p_{sl}^m + \lambda_l \left[\sum_{m \in M} v_m C_l^m \left(\sum_{s \in S(l)} p_{sl}^m, W \right) \right] \right. \\ & \left. - \sum_{m \in M} \sum_{s \in S(l)} \mu_s v_m p_{sl}^m \right\} \\ \text{s. t.} \quad & 0 \leq p_{sl}^m \leq p_{sl}^{\max} \end{aligned} \quad (12)$$

由于对原变量 $\{x_s, p_{sl}^m\}$ 而言, 原问题(6)不是严格凸的, 这样对偶函数(9)有可能是不可微的^[16], 从而导致相应的对偶问题(10)是一个不可微的凸优化问题^[15, 16]。因此, 我们下面采用次梯度投影算法^[16]来求解对偶问题(10)。假定 $\{x_s^*, p_{sl}^{m*}\}$ 是上面的优化子问题(11)和(12)的解, 根据次梯度的定义容易证明

$$f_l = \sum_{m \in M} v_m C_l^m \left(\sum_{s \in S(l)} p_{sl}^{m*}, W \right) - \sum_{s \in S(l)} x_s^* \quad (13)$$

和
$$g_s = B_s P^{\max} - \sum_{m \in M} \sum_{l \in L(s)} v_m p_{sl}^{m*} \quad (14)$$

分别是对偶函数(9)关于对偶变量 λ 和 μ 的次梯度。

因此, 对偶问题(10)能采用如下的次梯度算法求解:

$$\lambda_l(t+1) = [\lambda_l(t) - \alpha(t)f_l]^+, \quad \forall l \in L$$

$$\mu_s(t+1) = [\mu_s(t) - \beta(t)g_s]^+, \quad \forall s \in N$$

其中, $\alpha(t)$ 和 $\beta(t)$ 是正的迭代步长。 $[a]^+$ 表示 a 在非负实数集中的投影。

根据上面的分析, 我们提出如下的分布式算法 1, 其中每个节点和每条链路仅根据它们的局部信息求解相应的优化子问题。并且, 我们把解释为使用链路 l 的每单位速率的价格, 把 μ_s 解释为数据源 s 需要支付给网络的每单位的功率/能量价格。

算法 1: 在第 t 步迭代时:

- (1) 每个节点 s 局部地求解下面的优化问题(11)
- (2) 每条链路 l 局部地求解下面的优化问题(12)
- (3) 根据 Step 1 和 Step 2 的结果, 按照如下的等式

$$f_l(t) = \sum_{m \in M} v_m C_l^m \left(\sum_{s \in S(l)} p_{sl}^m(t), W \right) - \sum_{s \in S(l)} x_s(t) \quad (15)$$

$$g_s(t) = B_s P^{\max} - \sum_{m \in M} \sum_{l \in L(s)} v_m p_{sl}^m(t) \quad (16)$$

其中 $p_{sl}^m(t)$ 和 $x_s(t)$ 分别是问题(12)和(11)的解。

- (4) 每条链路 l 按照下面的等式(17)更新它的拥塞价格

$$\lambda_l(t+1) = [\lambda_l(t) - \alpha(t)f_l(t)]^+, \quad \forall l \in L \quad (17)$$

- (5) 每个节点 s 按下面等式(18)更新它的功率/能

量价格

$$\mu_s(t+1) = [\mu_s(t) - \beta(t)g_s(t)]^+, \quad \forall s \in N \quad (18)$$

在上面的算法 1 中, 在每次迭代时, 通过求解问题(11), 每个数据源节点 s 决定自己发送数据的速率, 它基于自己到 Sink 路径的链路拥塞价格之和 $\sum_{l \in L(s)} \lambda_l$ 最大化了自己的净效用。通过求解问题(12), 每条链路 l 得到了它的功率分配, 它基于价格 $\{\lambda_l, \mu_s, s \in S(l)\}$ 最大化了网络的净收入。通过价格更新(17), 每条链路调整它的下次迭代的每单位速率的拥塞价格。通过价格更新(18), 每个数据源 s 调整它下次迭代时每消耗单位功率/能量愿意提供的价格。

算法 1 是一个分布式算法, 但存在一些反馈信息的交互。为了求解问题(11), 每个数据源节点 s 需要知道沿着它到 Sink 的路由路径的链路的拥塞价格, 这可以通过来自于这些链路反馈的 ACK 数据包告知。为了求解问题(12), 每条链路 l 需要知道使用它的所有数据源节点愿意提供的价格。这可以通过将这些价格信息放在这些节点的数据中发送过来或通过来自这些数据源节点的通知信息获得。为了更新(17), 每条链路 l 需要知道使用它的数据源节点的总的速率, 这可以通过它自己观测获得。这也就是说, 每条链路根据它的局部信息就可以调整自己的拥塞价格。为了更新(18), 每个数据源 s 需要知道沿着它到 Sink 的路由路径的功率消耗之和, 这也可来自于这些链路的返回 ACK 数据包告知。

在采用对偶分解理论得到了分布式算法 1 后, 通过采用文献[15, 16]中的分布式次梯度算法收敛性分析的标准方法, 容易证明下面的收敛性定理。

定理 1 当迭代步长满足 $\alpha(t) \rightarrow 0, \sum_{t=1}^{\infty} \alpha(t) = \infty, \beta(t) \rightarrow 0, \sum_{t=1}^{\infty} \beta(t) = \infty$ 时, 算法 1 中的对偶变量 $(\lambda(t), \mu(t))$ 收敛到对偶问题(10)的最优解 (λ^*, μ^*) 。

由于原问题(6)是一个凸优化问题, 如果 Slater 条件成立, 则原问题(6)和对偶问题(10)之间不存在对偶缝隙^[15], 也就是说, 当对偶变量 $(\lambda(t), \mu(t))$ 收敛到对偶问题(10)的最优解 (λ^*, μ^*) 时, 相应地原变量 (x^*, p^*) 是原问题(6)的全局最优解。事实上, 因为 p^{\max} 是严格正的, 那么原问题(6)的约束集是严格可行的, 因此 Slater 条件成立, 这样通过分布式次梯度算法 1 我们得到了原问题(6)的全局最优解。上述分布式算法可以有效地控制了各个节点的源速率和消耗的能量, 即在满足系统约束的条件下, 对整个网络而言, 各个节点的发送源速率和能耗的分配达到了最优。

4 数值计算与仿真验证

本节通过图 1 所示的传感器网络对前文提出的联

合功率分配优化和速率调整算法进行数值验证. 假定只有相邻的节点间才能直接传输, 每个节点传输它收集的数据到数据采集节点 d . 图 1 拓扑中的传感器网络链路间的干涉通过采用时分复用的调度方式消除了, 并且假定每一种可行的调度模式有相同的时间比, 该网络拓扑中共有 10 种可行的调度模式(在该网络拓扑中应该有 6 条链路, 我们省略了从右往左的 3 条链路). 这样, 节点 2 和节点 3 之间的链路处于激活状态的时间为 $\sum_{m \in M} p_m = 1/10$ 个时间单位, 其他链路处于激活状态的时间为 $\sum_{m \in M} p_m = 3/10$ 个时间单位. 假定每个节点 s 的效用函数为 $U_s(x_s) = \log(x_s)$, $0 \leq x_s \leq 1 \text{Mbps}$, $\forall s \in N$.

假定每个传感器节点 s 的初始能量为 $0.25J$. 参考文献[17], 假定节点在感知、接收和发送数据时能量的消耗各自为 50nJ/bit/s , 45nJ/bit/s 和 135nJ/bit/s . 设定各个常数参数如下: 路径衰落指数是 2, 所有链路的最大传输功率 p_i^{\max} 为 1mW , 相邻节点间的距离为 100 米, 带宽 W 为 5MHz . 另外根据转发功率分配比矩阵 B 的定义, 我们能得到图 1 所示拓扑对应的矩阵 B 的三行分别为: $B_1 = (1, 1/3, 1/4)$, $B_2 = (0, 2/3, 1/4)$, $B_3 = (0, 0, 1/2)$.

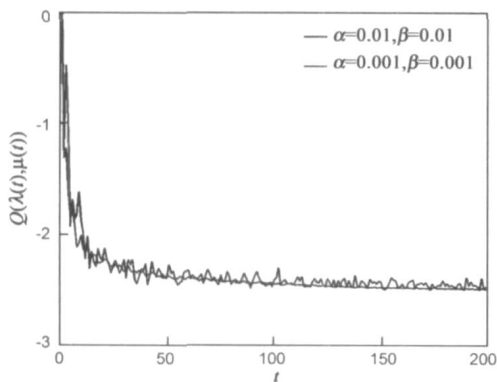


图 2 对偶迭代收敛

我们采用两种不同的迭代步长验证了算法 1 的收敛性. 图 2 显示了当迭代步长 $\alpha = \beta = 0.01$ 和 $\alpha = \beta = 0.001$ 时, 对偶函数 $Q(\lambda(t), \mu(t))$ 的迭代收敛过程. 从图 2 可以看出, 对偶函数很快收敛到了最优值, 但不是单调收敛的, 而是扰动地趋向最优值. 这种扰动行为发生是由于对偶函数不是可微的导致的. 图 2 也说明了迭代步长对算法 1 的收敛速度影响不大, 两种迭代步长几乎有一样的收敛速度, 但是, 步长越大, 相应的扰动就更大. 图 3 给出了在迭代过程中算法 1 的原函数残余值的绝对值 $|f(x(t), p(t)) - f(x^*, p^*)|$. 从图 3 可以发现, 步长越大, 收敛越快, 但是也导致了较大的误差. 结合图 2 和图 3 可知, 较大的迭代步长导致了较大的扰动, 并且原问题解的精度下降. 由于在最优解的附近扰动可能会导致网络性能的急剧下降, 因此, 对于算法 1

一个较小的迭代步长会具有更好的性能.

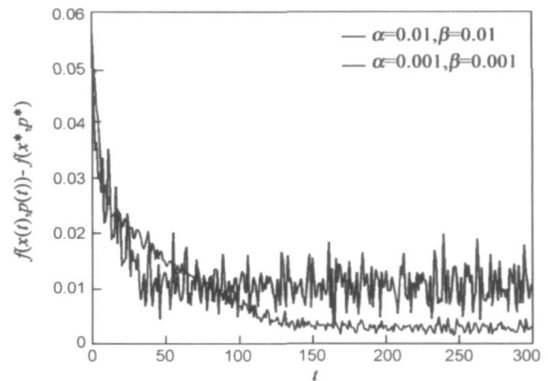


图 3 迭代残余值

为了分析我们算法的性能增益, 针对图 1 所示网络拓扑, 我们在下面的表 1 中给出了根据算法 1 得到的各个节点速率, 在表 2 中给出了各条链路相应的功率消耗. 同时, 我们也分别在表 1 和表 2 中给出了在纯粹追求效用最大化和纯粹追求能量最小化两种情况下, 各个节点取得的速率和各个链路的相应传输功率. 其中, MaxUtility 表示纯粹追求效用最大化算法, MinEnergy 表示仅仅考虑能量最小化的算法. 关于这两种算法的详细内容参考文献[18].

表 1 速率比较 (bit/s)

算法 \ 速率	X_1	X_2	X_3
算法 1	$2.7752^* 10^5$	$2.7753^* 10^5$	$3.4296^* 10^5$
MaxUtility	$2.8294^* 10^5$	$2.8322^* 10^5$	$2.8472^* 10^5$
MinEnergy	105.48	105.48	130.35

表 2 功率比较 (W)

算法 \ 功率	P_1	P_2	P_3
算法 1	$0.1134^* 10^{-5}$	$0.1145^* 10^{-5}$	$0.2332^* 10^{-5}$
MaxUtility	$0.2765^* 10^{-4}$	$0.2798^* 10^{-4}$	$0.5512^* 10^{-4}$
MinEnergy	$0.3234^* 10^{-9}$	$0.3937^* 10^{-9}$	$0.8706^* 10^{-9}$

根据表 1 和表 2 可知, 算法 1 和效用最大化算法 MaxUtility 相比, 它让每条链路以较少的功率取得了几乎接近或比 MaxUtility 更好的数据速率. 从表 1 中, 我们知道节点 1 和节点 2 有一样的数据源速率, 这是因为在转发功率分配比矩阵 B 中, 链路 L_3 分配给节点 1 和节点 2 的转发功率比是相等的. 从表 1 也可知, 与 MaxUtility 算法相比, 在算法 1 中, 节点 1 和节点 2 取得的速率要稍小一点. 事实上, 我们完全可以调节节点 3 的转发功率分配比让节点 1、节点 2 和节点 3 在算法 1 下取得的速率比 MaxUtility 更好, 并且各个链路消耗的功率更小. 但是根据我们前面已经说明的, 本文只是研究了根据网络拓扑关系来决定节点的转发功率分配比, 要获得更为合理的转发功率比必须要结合网络拓扑和不同

应用的要求来考虑, 这也将是本文提出转发功率分配比矩阵的思想后的一个重要的扩展方向。

由于能量最小化 MinEnergy 算法仅仅考虑了功率消耗最小, 因此与算法 1 和 MaxUtility 算法相比, 它要求每条链路以很小的功率传输, 它也理所当然地取得很小的数据速率。由于我们在实验中假定节点的速率大于等于零, 那么在 MinEnergy 算法下节点的速率应该趋向零, 而在表 1 中为 100bps 左右, 这是由于在实验中我们选取参考文献[18]中的参数 γ 不够小导致的, 如果让 γ 的精度更高, 在 MinEnergy 算法下节点的速率应该趋向系统要求的最小值。

5 结束语

本文首先通过节点的拓扑位置确定它用于转发其它节点数据的功率比大小, 然后参考网络效用最大化 (NUM) 思想, 把传感器网络中数据收集和传输问题抽象为一个网络效用最大化问题, 同时求解功率分配优化和速率调整问题。通过采用最优化理论中的对偶分解方法, 获得了一个新的基于价格的分布式算法。该算法联合优化了各个链路的功率分配和各个数据源的速率调整。仿真实验结果表明, 对于该功率分配优化策略, 可以使传感器网络中各个节点的发送源速率和各条链路功率分配达到最优, 以较小的功耗获得较好的应用性能(效用)。

参考文献:

- [1] F P Kelly, A Maulloo, D Tan. Rate control for communication networks: shadow prices, proportional fairness and stability[J]. Journal of the Operation Research Society, Mar. 1998, 49(3): 237- 252.
- [2] M Chiang. Balancing transport and physical layers in wireless multihop networks: Jointly optimal congestion control and power control[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Jan. 2005 23(1): 104- 116.
- [3] L Xiao, M Johansson, S P Boyd. Simultaneous routing and resource allocation via dual decomposition[J]. IEEE Transaction on communications, Jul. 2004, 52(7): 1136- 1144.
- [4] S H Low, D E Lapsley. Optimal flow control, I: Basic algorithm and convergence[J]. IEEE/ ACM Transactions on networking, Dec. 1999, 7(6): 861- 874.
- [5] M Chiang, S H Low, A R Calderbank, and J C Doyle. Layering as optimization decomposition: A mathematical theory of network architectures[J]. Proceeding of IEEE, Jan 2007, 95(1): 255- 312.
- [6] S Sadagopan, M Singh, B Krishnamachari. Decentralized utility-based sensor network design[J]. Mobile Networks and Applicar-

tions, 2006, 11: 341- 350.

- [7] W P Chen, L Sha. An energy-aware data-centric utility based approach in wireless sensor networks[A]. In Proc. ACM IPSN' 2004[C]. Berkeley, California, USA, 2004. 215- 224.
- [8] Y Cui, Y Xue and K Nahrstedt. A utility-based distributed maximum lifetime routing algorithm for wireless networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, May 2006, 55(3): 797- 805.
- [9] O Ileri, S Mau, B Mandayam. Pricing for enabling forwarding in self configuring and hoc networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Jan. 2005, 23(1): 151- 162.
- [10] Jianwei Huang, Randall A. Berry and Michael L. Honig. Distributed interference compensation for wireless networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Jan. 2006, 24(5): 1074- 1084.
- [11] J W Lee, R R Mazumdar, N B Shroff. Joint opportunistic power scheduling and rate control for wireless ad hoc networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Mar. 2007, 56(2): 801- 809.
- [12] Shengbin Liao, Wenqing Cheng, Wei Liu, Zongkai Yang and Yi Ding. Distributed optimization for utility-energy tradeoff in wireless sensor networks[A]. In Proc. IEEE ICC' 2007[C]. Glasgow, Scotland, Jun. 2007. 3190- 3194.
- [13] T Cover and J A Thomas. Elements of Information Theory[M]. John Wiley and Sons, Inc., 1991.
- [14] S Shenker. Fundamental design issues for the future Internet[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1995, 13(7): 1176- 1188.
- [15] D Bertsekas. Nonlinear Programming. 2nd edition[M], Athena scientific, 1999.
- [16] N Z Shor. Minimization Methods for Non-differentiable Functions[M]. Springer-Verlag, 1985.
- [17] M Bhardwaj, A Chandrakasan. Bounding the lifetime of sensor networks via optimal role assignments[A]. In Proc. IEEE INFOCOM' 2002[C]. New York, USA, Jun. 2002. 1587- 1596.
- [18] H Nama, M Chiang, N Mandayam. Utility-lifetime trade-off in self-regulating wireless sensor networks: a cross-layer design approach[A]. In Proc. IEEE ICC' 2006[C]. Istanbul, Jun. 2006. 3511- 3516.

作者简介:

廖盛斌 男, 1969 年 2 月生于湖北公安, 2000 年在西安交通大学获得硕士学位, 现为华中科技大学电子与信息系博士研究生, 研究领域为无线自组织网络和传感器网络等。E-mail: liaoshengbin@gmail.com

杨宗凯 男, 1963 年 10 月生于西安, 教授、博士生导师, 研究领域包括网络通信、数字信号处理、远程教育等。