

基于效用的无线传感器网络能量分配优化策略

廖盛斌 程文青 刘威 杨宗凯 丁毅
(华中科技大学电子与信息工程系 武汉 430079)

摘要: 该文对传感器网络在能量受限条件下的数据传输进行建模,提出了一种基于效用最大化的网络优化模型。该模型刻画了传感器网络节点之间在能量消耗方面的耦合关系。该文通过引入松弛变量和采用对偶分解技术,获得传感器网络能量控制的分布式算法。实验表明,该算法对所有的节点能收敛到速率和能量之间的帕累托(Pareto)最优平衡。

关键词: 传感器网络; 网络效用最大化; 能耗; 对偶分解; 帕累托(Pareto)最优平衡

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)09-2271-05

Utility-Based Energy Allocation Optimization in Wireless Sensor Networks

Liao Sheng-bin Cheng Wen-qing Liu Wei Yang Zong-kai Ding Yi
(Department of Electronics and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology,
Wuhan 430079, China)

Abstract: The problem of data transmission in energy-constrained wireless sensor networks is modeled into a network utility maximization problem. This model describes the coupled nature of the energy consumption among different sensor nodes. The network utility maximization is solved by introducing the slack variables and using dual decomposition techniques, and a distributed energy control algorithm is obtained. Simulation results show that, the distributed algorithm can converge to the Pareto optimal tradeoff between data rates and energy consumption for all sensor nodes.

Key words: Sensor networks; Network utility maximization; Energy consumption; Dual decomposition; Pareto optimal tradeoff

1 引言

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, NUM)的架构思想被广泛应用到有线和无线网络研究中^[2]。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。不同研究者选取不同的效用函数开展传感器网络中的优化设计,例如 Byers 等^[3]研究传感器网络在有限生存时间内全网效用最大化的问题,将参加传感计算的节点个数映射为计算效用的指标; Sadagopa 等^[4]利用网络效用最大化方法构造了能量平衡树,其中每个传感器节点的效用依赖于它所选择的父节点; Chen 等^[5]提出以节点的源速率和平均的端到端延时来度量效用值; Nama 等^[6]考虑了效用和生存时间的平衡问题,他们的模型可以看做本文模型的一个特殊情况。文献[3-6]着手采用网络效用最大化的方

法研究能量有效地(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。这些工作较好地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。

本文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,同时求解能量消耗的分配优化问题。与前人的工作相比^[3-6],本文提出的模型可以更全面地刻画传感器网络中数据传输与能量消耗的关系:一方面,在约束条件的设计上,与以往的考虑源节点能量总约束的工作不同,本文考虑沿着传输路径的多跳节点的能量总约束,即包括源节点发送每个报文时消耗的能量和其他节点转发该报文消耗的能量的总约束;另一方面,在效用函数的设计上,与以往仅仅将源节点发送速率能力作为效用函数自变量的工作不同,本文将各节点的能耗也作为效用函数的自变量之一,使得每一个节点的效用不仅依赖于发送速率,还依赖于它所耗掉的能量。

2007-01-29 收到, 2007-07-24 改回

国家自然科学基金(60572049, 60602029)资助课题

2 系统模型和问题

2.1 场景描述

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。假定每条链路 l 的容量为 C_l 。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。定义 $S(n)$ 是所有使用了节点 n 作为数据转发节点的节点集合(包括节点 n 自己)。定义 $R(n)$ 是为节点 n 转发了数据的节点集合(包括节点 n 自己)。假定每个节点的传输容量为 C_n , 且该传输容量是可以估计的(参考文献[5]中的方法)。对每一个节点 s 而言, 总的转发速率之和不能超过它的传输容量, 因此有

$$\sum_{n \in S(s)} x_n \leq C_s, \quad \forall s \in N \quad (1)$$

2.2 能量分配

在本文中, 能量的消耗需要考虑沿着传输路径的多跳节点的能量分配, 即包括源节点发送每个报文时消耗的能量和其他节点转发该报文消耗的能量。下面通过一个简单的例子来说明。如图1所示, 考虑由3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 。

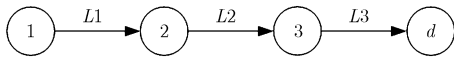


图1 线性拓扑传感器网络示意图

对节点1而言, 它收集到的数据传输到目的节点 d 消耗的能量由两部分组成, 一部分是它自己感知和传输数据的能耗, 另外一部分是节点2和节点3转发节点1的数据的能耗。用 p_{n1} 表示节点 n 转发节点1的数据消耗的能量, 则传输节点1收集的数据到目的节点 d 消耗整个网络的能量为 $\sum_{n \in R(1)} p_{n1}$, 于是有

$$\sum_{n \in R(1)} p_{n1} = p_{11} + p_{21} + p_{31}$$

同样地, 对节点2和节点3有

$$\sum_{n \in R(2)} p_{n2} = p_{22} + p_{32}, \quad \sum_{n \in R(3)} p_{n3} = p_{33}$$

根据上面的描述, 传感器网络中每个节点 s 耗掉整个网络的能量可以表示为 $\sum_{n \in R(s)} p_{ns}$, 其中 p_{ns} 表示节点 n 为了转发来自于节点 s 的数据所消耗的能量, 特别地, p_{nn} 表示节点 n 感知和传输其数据所消耗的能量。从物理意义上看, p_{ns} 刻画了节点之间因转发数据而带来能量消耗关系。

将图1的情形推广到具有 N 个节点的传感器网络, 假定传感器节点 s 的初始能量为 e_s , 假定每个传感器节点持续地收集或转发数据直到其能量耗尽为止。用 σ_s 表示节点 s 用于转发其它节点数据的能量分配比, σ_s 满足 $0 \leq \sigma_s \leq 1$ 。因此,

对节点 s 而言, 其用于转发数据的能量应不超过 $\sigma_s e_s$, 其用于感知和传输自己数据的能量应不超过 $(1 - \sigma_s) e_s$ 。于是, 对每个节点 s , 在传输其收集到的数据到目的节点的过程中所消耗的整个网络的能量应该满足以下约束条件

$$\sum_{n \in R(s)} p_{ns} \leq (1 - \sigma_s) e_s + \sum_{n \in R(s)} \sigma_n e_n - \sigma_s e_s, \quad \forall s \in N \quad (2)$$

2.3 优化模型

在本文中, 研究结合传感器网络中数据收集和传输过程的能量优化分配问题, 定义每个节点 s 的效用函数为 $U_s(x_s, \sum_{n \in R(s)} p_{ns})$, 其中 x_s 和 $\sum_{n \in R(s)} p_{ns}$ 分别表示各个节点的发送速率和总能耗。假定效用函数 U_s 是关于 x_s 和 $\sum_{n \in R(s)} p_{ns}$ 的凹的连续函数, 且随 x_s 的增加而增加, 随 $\sum_{n \in R(s)} p_{ns}$ 的增加而减少。则可以获得在满足约束条件式(1)和式(2)的情况下的 NUM 优化模型:

$$\left. \begin{aligned} & \max_{m_s \leq x_s \leq M_s, p_{ns} \geq 0} \sum_{s \in N} U_s \left(x_s, \sum_{n \in R(s)} p_{ns} \right) \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{n \in S(s)} x_n \leq C_s, \quad \forall s \in N \\ & \quad \sum_{n \in R(s)} p_{ns} \leq (1 - \sigma_s) e_s + \sum_{n \in R(s)} \sigma_n e_n - \sigma_s e_s, \quad \forall s \in N \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

需要指出的是, 式(3)是一个很通用的 NUM 优化模型, 随着效用函数 U_s 的定义的不同, 其可以转化为不同场景下的传感器网络优化问题。我们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^[7]。

不论采用何种效用函数 U_s 定义, 由于其自变量中包括节点 s 和所有为其转发了数据的节点的信息, 求解需要了解全网各节点的能耗和速率信息, 在实际的网络中显然是不可行的。该问题属于变量耦合的 NUM 优化问题, 借鉴文献[2]中的方法, 下面将通过引入松弛变量和对偶分解的方法求解式(3)的对偶问题, 获得一个分布式算法, 该算法将可以使网络的效用和节点的能耗趋于帕累托(Pareto)最优平衡。

3 基于对偶分解的分布式算法

求解式(3)的主要困难是每个节点的效用函数中耦合了其它节点的能量, 而每个数据源节点难以知道其数据后续转发途经节点的能量信息。解决这个问题一个关键思想是引进松弛变量, 增加等式约束, 将耦合的目标问题转化成耦合的约束, 然后再采用对偶分解方法来解除约束中的耦合。

3.1 对偶问题

在式(3)中引入松弛变量 p_{sn} , 并在约束中增加一个等式, 则式(3)变为

$$\left. \begin{aligned} & \max_{m_s \leq x_s \leq M_s, p_{sn} \geq 0, p_{ns} \geq 0} \sum_{s \in N} U_s \left(x_s, \sum_{n \in R(s)} p_{sn} \right) \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{n \in S(s)} x_n \leq C_s, \quad \forall s \in N \\ & \quad \sum_{n \in R(s)} p_{ns} \leq (1 - \sigma_s) e_s + \sum_{n \in R(s)} \sigma_n e_n - \sigma_s e_s, \quad \forall s \in N \\ & \quad p_{sn} = p_{ns}, \quad \forall s, n \in R(s) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式(4)中, 由于 p_{sn} 对节点 s 是局部的, 因此其目标效用函数中没有耦合项了, 从而完成了将耦合的目标问题转化成耦合的约束。以下采用对偶分解方法求解式(4)。通过松弛式(4)中的所有约束条件, 得到其拉格朗日函数如下:

$$\begin{aligned} L(x_s, p_{ns}, p_{sn}; \lambda_s, \mu_s, \gamma_{sn}) = & \sum_s U_s \left(x_s, \sum_{n \in R(s)} p_{sn} \right) \\ & + \sum_s \lambda_s \left(C_s - \sum_{n \in S(s)} x_n \right) + \sum_s \sum_{n \in R(s)} \gamma_{sn} (p_{sn} - p_{ns}) \\ & + \sum_s \mu_s \left[(1 - \sigma_s) e_s + \sum_{n \in R(s)} \sigma_n e_n - \sigma_s e_s - \sum_{n \in R(s)} p_{ns} \right] \end{aligned}$$

其中 λ_s , μ_s 和 γ_{sn} 是拉格朗日数乘, 参考经济学的概念, 可以解释为容量价格、能量价格和调和价格。

进一步对该拉格朗日函数可以变形, 可以得到

$$\begin{aligned} L(x_s, p_{ns}, p_{sn}; \lambda_s, \mu_s, \gamma_{sn}) = & \sum_s \left[U_s \left(x_s, \sum_{n \in R(s)} p_{sn} \right) \right. \\ & \left. - x_s \sum_{n \in R(s)} \lambda_n - \sum_{n \in S(s)} p_{sn} \mu_n + \sum_{n \in R(s)} p_{sn} \gamma_{sn} - \sum_{n \in S(s)} \gamma_{ns} p_{sn} \right] \\ & + \sum_s \lambda_s C_s + \sum_s \mu_s \left[(1 - \sigma_s) e_s + \sum_{n \in R(s)} \sigma_n e_n - \sigma_s e_s \right] \end{aligned}$$

从上面变形后的拉格朗日函数表达式可知, 它可以分解成多个子问题, 且每个子问题都仅仅使用局部变量, 即第 s 个子问题仅仅使用第 1 个下标为 s 的变量。由此, 可以根据拉格朗日函数得到对偶函数如下

$$\left. \begin{aligned} Q(\lambda_s, \mu_s, \gamma_{sn}) = & \max L(x_s, p_{ns}, p_{sn}; \lambda_s, \mu_s, \gamma_{sn}) \\ \text{s.t.} \quad & m_s \leq x_s \leq M_s, \quad p_{ns} \geq 0, \quad p_{sn} \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

根据对偶函数, 进一步可以得到式(4)的对偶问题为

$$\left. \begin{aligned} \min \quad & Q(\lambda_s, \mu_s, \gamma_{sn}) \\ \text{s.t.} \quad & \lambda_s \geq 0, \quad \mu_s \geq 0, \quad \gamma_{sn} \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

为了求解式(6), 根据式(5), 必须先求拉格朗日函数的最大值。又根据前面讨论过的, 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如下并行地求解

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & U_s \left(x_s, \sum_{n \in R(s)} p_{sn} \right) - x_s \sum_{n \in R(s)} \lambda_n - \sum_{n \in S(s)} p_{sn} \mu_n \\ & + \sum_{n \in R(s)} p_{sn} \gamma_{sn} - \sum_{n \in S(s)} \gamma_{ns} p_{sn} \\ \text{s.t.} \quad & m_s \leq x_s \leq M_s, \quad p_{sn} \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

即, 式(5)可以转化成 $|M|$ 个如上的子问题来求解, $|M|$ 表示传感器节点的个数。对每个数据源节点 s , 相应的子问题都是局部可求解的。

3.2 分布式求解算法

如前所述, 由于实际场景中可能采用的效用函数定义与具体应用的要求和目标有关, 因此不能保证式(3)中的目标函数始终是严格凸的, 这样对偶函数式(5)有可能是不可微

的^[8]。因此我们采用次梯度投影算法^[8]来求解对偶问题, 获得分布式算法如下:

算法 1 在第 t 步迭代时:

(1) 每个节点 s 局部地求解上面的式(7)

在求解式(7)时, 在耦合的节点数据源之间存在少量的交互。即节点 s 必须获取 λ_n , μ_n 和 γ_{ns} 的信息。在具体的传感器网络中, 该交互可以通过在节点发送 ACK 数据包时将相关信息捎过去, 所带来的通信开销很小。其中 γ_{sn} 是节点 s 的局部松弛变量。

(2) 每个节点 s 首先按下式更新它的容量价格

$$\lambda_s(t+1) = \left[\lambda_s(t) - \alpha(t) \left(C_s - \sum_{n \in S(s)} x_n \right) \right]^+ \quad (8)$$

然后将此信息发给所有使用节点 s 转发数据的源节点。上式中 $\alpha(t)$ 是正的迭代步长。 $[a]^+$ 表示 a 在非负实数集中的投影。由于 x_n 可以局部获得, 因此, 每个节点可以局部更新它的容量价格。

(3) 每个节点 s 按下式更新它的能量价格

$$\mu_s(t+1) = \left[\mu_s(t) - \beta(t) \left(e_s - \sum_{n \in S(s)} p_{sn} \right) \right]^+ \quad (9)$$

然后将此信息发给所有使用节点 s 转发数据的源节点。每个节点可以根据它的局部信息更新它的能量价格。上式中 p_{sn} 是节点 s 的子问题式(7)的解。 $\beta(t)$ 是迭代步长。

(4) 每个节点 s 按下式更新它的调和价格

$$\gamma_{sn}(t+1) = [\gamma_{sn}(t) - \delta(t)(p_{sn} - p_{ns})]^+, \quad \forall n \in R(s) \quad (10)$$

然后将此信息发给所有使用节点 s 转发数据的源节点。在这步更新中, 耦合的数据源之间存在一些局部的交互, 也就是, 对每一个节点 n , $n \in R(s)$, 它必须传输相应的 p_{ns} 给节点 s , 而 p_{ns} 可以通过节点 n 解它的子问题式(7)获得。 p_{sn} 是节点 s 的子问题式(7)的解。 $\delta(t)$ 是迭代步长。

通过采用文献[8]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 $\alpha(t) \rightarrow 0, \sum_{t=1}^{\infty} \alpha(t) = \infty, \beta(t)$

$\rightarrow 0, \sum_{t=1}^{\infty} \beta(t) = \infty$ 和 $\delta(t) \rightarrow 0, \sum_{t=1}^{\infty} \delta(t) = \infty$ 时, 算法 1 中的对偶变量 $(\lambda(t), \mu(t), \gamma(t))$ 收敛到最优解 $(\lambda^*, \mu^*, \gamma^*)$ 。

4 数值计算与仿真实验

本节通过图 1 所示的传感器网络对前文提出的能量分配优化策略进行数值验证。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(TDMA)的调度方式消除了, 并且每一条激活的链路有相同的时间比。每个节点传输它收集的数据到数据采集节点 d 。

$$\text{采用 } U_s \left(x_s, \sum_{n \in R(s)} p_{ns} \right) = a \times \log(x_s) - (1-a) \times \sum_{n \in R(s)} p_{ns}$$

作为效用函数的定义。其中参数 $a \in [0, 1]$, 表示数据传输

带来的效用与能量消耗代价之间的权重值,不同的传感器场景可以根据不同的性能要求设定合适的权重值 a 。例如,当 $a=0$ 时,模型变为传感器网络全网生存时间最长(或能量最小化)问题;当 $a=1$ 时,模型变为传感器网络传输速率最大化(或拥塞控制)问题。假定每个传感器节点的初始能量为 0.25J ,节点的最大传输容量为 0.02Mbps 。参考文献[5],假定节点在感知、接收和发送数据时能量的消耗各自为 50 nJ/bit/s , 45 nJ/bit/s 和 135 nJ/bit/s 。设定各个数据流的最小和最大速率分别为 $m_s = 0.002\text{Mbps}$ 和 $M_s = 0.02\text{Mbps}$,各个节点的能量分配比系数为 $\sigma_1=1$, $\sigma_2=0.5$, $\sigma_3=0.5$ 。

4.1 传感器网络效用与能量之间的平衡

考察当参数 a 变化时,传感器网络效用与其全网能耗之间的关系,多次实验,取得结果如图2所示。

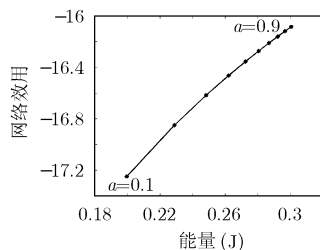


图2 效用和能耗之间的最优平衡曲线,其中 a 表示效用与能耗代价之间的权重值

图2中的各个点表示当给定不同的 a 值时,系统的最大效用和能耗之间的对应关系。图中的曲线清晰地体现了在能量受限的传感器网络中,两者之间的内在平衡。其中,系统总效用几乎随着总能耗增加而线性地增加。而且,在同样能耗情况下,曲线上的点总是比曲线正下面的点取得更好的性能(效用),而在曲线上方的点是不可行的点。也就是说,这条曲线将能量-效用域分割成了两部分,曲线上方是不可行区域,下方是可行区域,它是可行区域的边界,而且在边界上取得最优的效用。这说明这条曲线是 Pareto 最优的平衡曲线。因此,根据系统的应用要求,确定合适的参数 a 后,只有操作在 Pareto 最优的平衡曲线上的点才能使各个节点的能量消耗速率趋于最优。

4.2 速率调整和能量分配优化

以下具体考察当权值 a 从 0.1 到 1 之间变化时,各个节点的速率和能耗的变化情况。数值计算结果如图3和图4所示。两个图中的各个点分别对应给定的 a 值时,最优的源速率和能耗。

事实上,当 $a=0$ 时,模型变为传感器网络的能量最小化问题,图3和图4中的结果表明,这时各个节点的能耗最小,相应的源速率也最小。正是为了保证系统的性能要求(能量最小化),3个节点根据自己的能量情况,通过3种价格的调节,让各个源的速率也达到了最小。随着 a 的增加,说明系统要求更高的效用(传输速率),如图3所示,各个节点的传输速

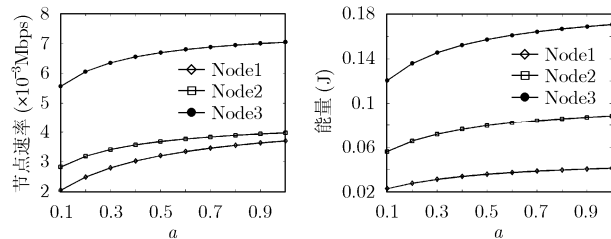


图3 节点的速率随参数 a 的变化 图4 节点的能耗随参数 a 的变化

率相应增加。从图4可知,传输速率的增加正是以系统的能耗增加为代价的。当 $a=1$ 时,模型变成了效用最大化的问题,因此,每个节点以消耗最多的能量来得到系统最大的效用(传输速率)。

由于在模型中考虑了转发能量代价,本文的算法要求各个节点根据自己的局部信息协同工作,这点也能从图3和图4中得到很好的体现。比如,当 $a=1$ 时,如果没有考虑转发能量代价,根据图1的拓扑可知,节点1将会以它的最大发送速率自私地工作,那样会导致节点3过早地用完自己的能量。而从图3可知,尽管节点1这时的速率是 a 从 0.1 到 1 之间变化时最大的,但它并没有达到它的最大传输速率。尽管节点1有能力以更快的速率发送数据,但它受到来自节点2和节点3的价格信息的调节,让它的速率和能耗从全网的角度达到最优。

5 结束语

本文研究传感器网络中数据收集和传输中的能量优化分配问题。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,同时求解能量消耗的分配优化问题。本文提出的优化模型全面地刻画了传感器网络中数据传输与能量消耗的关系:既考虑到了沿着传输路径的多跳节点的能量总约束,也将各节点的能耗作为评价传感器网络整体效用的因素之一。通过引进松弛变量将耦合的目标转化成耦合的约束,然后采用对偶分解方法,获得了一个新的基于价格的分布式算法。实验结果表明,该算法可以使传感器网络中的每个节点收敛到源速率和能耗之间的帕累托(Pareto)最优平衡。

参考文献

- [1] Kelly F P, Maulloo A, and Tan D. Rate control for communication networks: shadow prices, proportional fairness and stability. *J. Oper. Res. Soc.*, 1998, 49(3): 237-252.
- [2] Palomar D P and Chiang M. Alternative distributed algorithms for network utility maximization: framework and applications. In Proc. IEEE INFOCOM, Barcelona, Spain, 2006: 152-163.
- [3] Byes J and Nasser G. Utility-based decision-making in wireless sensor networks. In Proc. IEEE MobiHoc, Boston,

- USA, 2000: 143-144.
- [4] Sadagopan S, Singh M, and Krishnamachari B. Decentralized utility-based sensor network design. *Springer Journal on Mobile Networks and Applications*, 2006, 11: 341-350.
- [5] Chen W P and Sha L. An energy-aware data-centric utility based approach in wireless sensor networks. In Proc. IPSN, Berkeley, California, USA, 2004: 215-224.
- [6] Nama H, Chiang M, and Mandayam N. Utility-lifetime trade-off in self-regulating wireless sensor networks: a cross-layer design approach. In Proc. IEEE ICC, Istanbul, Turkey, 2006: 3511-3516.
- [7] Shenker S. Fundamental design issues for the future Internet. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1995, 13(7): 1176-1188.
- [8] Bertsekas D. *Nonlinear Programming*. 2nd edition, Athena scientific, Athena, USA, 1999: 623-631.
- 廖盛斌: 男, 1969 年生, 博士生, 研究领域为无线自组织网络和传感器网络.
- 程文青: 女, 1964 年生, 教授, 研究领域为传感器网络、通信与信息系统等.
- 刘 威: 男, 1977 年生, 副教授, 研究领域为无线自组织网络、认知无线电等.
- 杨宗凯: 男, 1963 年生, 教授, 研究领域为通信与信息系统.
- 丁 毅: 男, 1983 年生, 博士生, 研究领域为无线网络通信.