

时延敏感传感器网络中分布式动态资源管理研究

刘伟, 刘军

(电子科技大学通信抗干扰技术国家重点实验室, 四川 成都 611731)

摘 要: 针对时延敏感传感器网络中时延需求和功率受限情况, 联合优化传感器间资源分配与功率控制, 将动态资源管理问题建模为一个随机优化问题。基于李雅普诺夫优化理论, 将较难处理的随机优化问题转变为确定性的混合整数规划问题。在分析问题具体结构基础上, 将混合整数规划问题等价地转换为单变量优化问题, 进一步提出基于传感器间协作的分布式求解方法, 该方法能够实现全局最优解。最后提出动态资源管理算法求解原随机优化问题。通过仿真验证了所提算法的性能, 并揭示时延与功率消耗间的折中关系。

关键词: 时延敏感; 传感器网络; 动态资源管理; 随机优化问题

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

Study on distributed and dynamic resource management for delay-sensitive sensor network

LIU Wei, LIU Jun

(National Key Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: The delay-aware dynamic resource management problem was investigated in sensor network, with a focus on resource allocation among the sensors and power control along the time. By taking account of average delay requirements and power constraints, the considered problem was formulated into a stochastic optimization problem. Inspired by Lyapunov optimization theory, the intractable stochastic optimization problem was transformed into a tractable deterministic optimization problem, which was a mixed-integer resource management problem. By exploiting the specific problem structure, the mixed-integer resource management problem was equivalently transformed into a single variable problem, and the cooperative distributed method was present to effectively solve it with guaranteed global optimality. Finally, a dynamic resource management algorithm was proposed to solve the original stochastic optimization problem. Simulation results show the performance of the proposed dynamic algorithm and reveal that there exists a fundamental tradeoff between delay requirements and power consumption.

Key words: delay-sensitive, sensor network, dynamic resource management, stochastic optimization problem

1 引言

传感器网络由分布在一定空间范围内具备感知、数据处理以及通信功能的大量传感器节点组成。由于其具有易于扩展和成本低廉的优点, 传感器网络广泛应用在军事和商业领域内^[1,2], 如工业监测、数据收集、目标跟踪、军事侦察等。

随着传感器网络应用领域和规模的不断扩大, 传感器的数据传输对时延等业务服务质量提出了

更高的要求^[3]。同时, 传感器网络中发送功率和链路容量受限严重制约着网络服务质量。网络资源管理是通过控制、优化网络中链路容量和缓冲队列等资源实现高服务质量的关键环节^[4]。传感器缓冲队列调度不仅在资源分配中发挥重要作用, 而且也是实现网络拥塞控制的主要途径。因此, 研究传感器网络中高效的资源管理算法对实现网络资源的有效管理和队列调度具有重要意义。

资源管理是提高传感器网络性能的重要手段,

收稿日期: 2017-01-15; 修回日期: 2017-05-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61271168)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61271168)

已有学者做了大量相关工作。文献[5]提出了一种适用于无线传感器网络的最优移动数据采集策略,在满足数据采集时延的约束下,提高了网络中各传感器的使用寿命。基于互补几何规划和同伦算法,文献[6]提出了一个效用最大化资源分配问题模型,并设计了基于跨层优化的资源分配策略。文献[7]提出了一种基于市场机制的资源分配算法,该算法能够自主高效地完成无线传感器网络中资源分配,以实现传感器间能量均衡和网络生命周期最大化。在队列调度方面,文献[8]研究了无线传感器网络中具有端到端时延保障的队列调度和资源分配问题,所提资源管理方法能够降低时延且提高网络吞吐量。文献[9]针对无线传感器网络中的队列调度及资源分配问题进行研究,提出了基于李雅普优化理论的队列稳定调度策略,能够高效求解资源分配及队列调度问题。

上述研究能够解决传感器网络中资源管理问题,提高网络性能。随着网络规模不断增大,通过集中式管理网络中各传感器节点数据传输变得相当困难,且网络顽健性低。因此,需要设计基于局部信息交互的分布式资源管理算法解决传感器网络中资源分配、功率控制与队列调度问题。

目前,已有部分研究对传感器网络中资源管理进行分布式设计。文献[10]提出了基于无线传感器网络中联合物理层和链路层协同优化的网络寿命最大化问题,通过设计分布式启发算法提高网络的整体性能。Zheng 等^[11]研究基于能量采集的无线传感器网络中能量管理和资源优化问题,利用博弈论方法构建全分布式的在线学习算法求解该问题。文献[12]针对监测应用的无线传感器网络,考虑网络中各链路存在干扰情况,建立了联合功率控制和路由选择问题的优化模型,并提出了相应的分布式求解算法,有效提高了各传感器节点的能量利用率。文献[13]研究了基于能量采集的无线传感网络中队列调度问题,提出了基于李雅普变换的分布式调度策略,得到最优网络效用。

然而,上述研究大多采用传统的次梯度和原始对偶算法,通过局部信息交互进行分布式求解。由于这些算法存在通信负荷较大、收敛速度较慢和步长选择敏感等缺点,严重影响了网络资源管理效率,同时制约了算法的实际应用。

本文针对上述研究中存在的问题,提出了面向时延敏感传感器网络的分布式动态资源管理方法。

首先,建立基于光纤和无线混合组网的分布式传感器网络架构;其次,建立基于跨层设计的动态资源管理问题,联合优化传感器间资源分配与功率控制;再次,根据李雅普诺夫优化理论进行问题变换,提出基于传感器间协作的分布式资源管理算法;最后,通过仿真进行算法性能验证,并揭示时延与功率消耗间的折中关系。

2 系统模型

本文考虑一个基于光纤和无线混合组网的传感网络,其结构如图1所示。与传统的无线传感器网络不同,该传感器网络由广域网和局域网2个部分组成。在局域网中, K 个距离较近且固定静止的传感器通过光纤连接到接入点,每个传感器配有缓存器用以存储所采集的数据信息;在广域网中,接入点以无线方式将所收集传感器信息发送至远端基站,进而传到核心网。

在应用场景方面,混合传感网络可用于列车监控系统,车厢内多个传感器(如温度、湿度、烟雾传感器)通过光纤与车厢顶部接入点相连形成局域网,车厢顶部接入点通过无线方式将传感信息传输至路边基站。

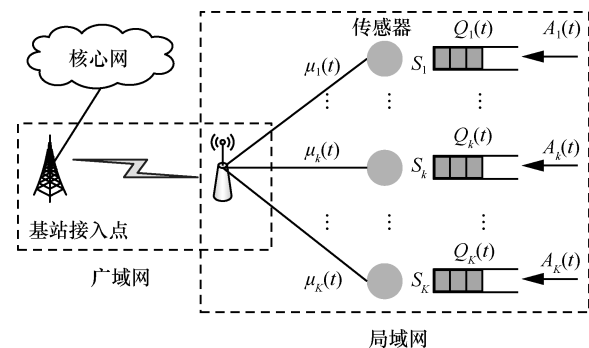


图1 传感器网络拓扑

传感器所采集的数据信息在网络中传输的总时延通常由3部分组成,分别是处理时延、排队时延和传输时延。相较于处理时延和传输时延,排队时延对网络时延的影响较大,因此,本文研究的是针对排队时延的多传感器资源管理问题。

传感器节点与接入点间采用光纤连接且仅相距几十米,而接入点与基站间距离几千米,采用无线传输。因此,接入点与基站间的无线传输链路成为该传感器网络的传输瓶颈。各传感器共用接入点到基站间上行无线传输资源,与集中式资源管控不同,网络中没有集中控制器,但各传感器节点具有

简单的计算功能，能以分布式方式进行队列调度和资源分配决策，解决有限传输资源和低时延需求下的资源管理问题。

2.1 物理层模型

接入点到基站的上行数据传输以时分方式进行。接入点与基站间无线信道随时间动态变化，时隙 t 的信道增益记为 $h(t)$ ，服从瑞利分布。给定发射功率 $P(t)$ 和信道增益 $h(t)$ ，基于香农定理^[4]，时隙 t 的接入点传输速率（单位为 bit/s）表示为

$$R(t) = B \ln(1 + P(t)h(t)) \quad (1)$$

其中， B 为系统带宽。

假设数据分组作为传输基本单元，时隙 t 的链路容量定义为能传输数据分组的最大数目，表示为

$$C(t) = \left\lfloor \frac{T_s R(t)}{L} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{1}{\eta} \ln(1 + P(t)h(t)) \right\rfloor \quad (2)$$

其中， L 为数据分组大小， T_s 为时隙长度， $\eta = \frac{L}{T_s}$ 。根据式(2)可以看出，链路容量 $C(t)$ 由发射功率 $P(t)$ 决定。

本文考虑基于擦除码的业务数据编码和传输，以简化传输协议。利用擦除码进行业务传输的优点是无需因信道快速时变所致的误码而重传。

2.2 MAC 层模型

如图 1 所示，每个传感器备有一个缓存空间，用于存储实时收集的数据信息。本文假设每个缓冲区容量 Q_{\max} 足够大。 $\mathbf{Q}(t) = (Q_1(t), \dots, Q_K(t))$ 表示当前队列积压向量，其中， $Q_k(t)$ 表示队列 k 在时隙 t 时的数据分组数目。 $\mathbf{A}(t) = (A_1(t), \dots, A_K(t))$ 表示各传感器在时隙 t 的数据到达向量，其中， $A_k(t)$ 表示队列 k 在时隙 t 到达的数据分组数目。假设 $A_k(t)$ 服从均值为 λ_k 的泊松分布。MAC 层负责各传感器间资源分配。 $\boldsymbol{\mu}(t) = (\mu_1(t), \dots, \mu_K(t))$ 表示各传感器在时隙 t 的资源分配向量，其中， $\mu_k(t)$ 表示队列 k 所分配的数据分组数目。由于数据分组分配总量不能超过该时隙的链路容量，时隙 t 的资源分配情况满足约束 $0 \leq \sum_k \mu_k(t) \leq C(t)$ 。此外，队列动态更新过程表示为

$$Q_k(t+1) = Q_k(t) - \mu_k(t) + A_k(t), \forall k \quad (3)$$

假设在时隙 t 到达的数据分组只能在时隙 t 后传输，因此，因果约束为 $0 \leq \mu_k(t) \leq Q_k(t), \forall k$ 。

3 问题建模与变换

3.1 问题描述

本文研究传感器网络中时延敏感的多业务传输，着重考虑动态资源分配与功率控制问题。基于系统模型，所研究问题表述如下。考虑数据分组随机到达和信道时变特性，如何动态地优化资源分配与功率控制，以满足在长时间平均功率约束情况下多业务传输的时延需求。为了提高资源利用率和业务传输时延性能，以跨层优化的方式动态地进行资源控制是必要的。

图 2 给出基于跨层设计的动态资源管理示意，涉及物理层与 MAC 层间动态交互。在物理层，信道状态信息 (CSI, channel state information) 允许得到更好的传输机会；在 MAC 层，队列状态信息 (QSI, queue state information) 提供数据分组传输的紧急性。基于物理层 CSI 和 MAC 层队列状态信息，动态地决定控制行为，包括功率控制行为和资源分配行为。具体地，功率控制行为决定链路容量，即总分配数据分组；资源分配行为决定为每个传感器所分配的数据分组数目。

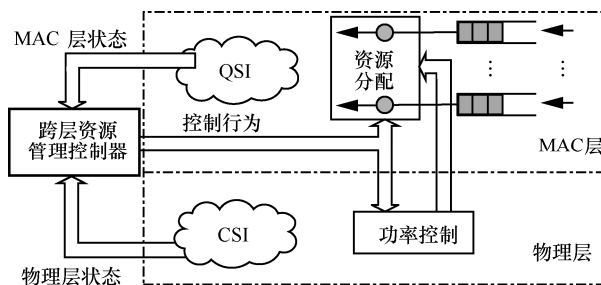


图 2 基于跨层设计的动态资源管理示意

3.2 约束建模

定义任意变量 x 的长时间平均期望为

$$\bar{x} \triangleq \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \sum_{\tau=0}^{t-1} \mathbb{E}[x(\tau)] \quad (4)$$

基于平均期望定义， \bar{Q}_k 和 \bar{P} 分别表示队列 k 的平均队列积压和平均功率消耗。

在基于擦除码的业务传输过程中，由于解码时延与所有编码数据分组相关，考虑业务传输的平均时延约束。业务队列 k 的平均时延约束表示为

$$\bar{W}_k \leq W_k^{\text{av}} \quad (5)$$

其中， \bar{W}_k 和 W_k^{av} 分别表示业务队列 k 的平均时延和最大平均时延。基于 Little 定理，平均时延与平均

队列间的关系表示为 $\overline{Q}_k = \lambda_k \overline{W}_k$ 。因此，式(5)等价于

$$\overline{Q}_k \leq \lambda_k W_k^{\text{av}} \quad (6)$$

接入点与基站间上行数据传输受限于发射功率约束，包括最大功率约束和平均功率约束。在时隙 t 上最大功率约束表示为 $P(t) \leq P_{\text{max}}$ ，平均功率约束表示为

$$\overline{P} \leq P_{\text{av}} \quad (7)$$

其中， P_{av} 和 P_{max} 分别表示最大平均发射功率和最大瞬时发射功率。

本文研究动态资源分配与功率控制问题，受限于平均时延约束、平均功率约束和最大功率约束。为了更好地刻画所研究的问题，下面考虑对平均约束进行变换。

3.3 约束变换

对于式(6)，为每个 k 定义一个虚拟队列 $X_k(t)$ ，其队列更新为

$$X_k(t+1) = \max[X_k(t) - \lambda_k W_k^{\text{av}}, 0] + Q_k(t+1) \quad (8)$$

其中，对于任意 k 的起始条件假设为 $X_k(0)=0$ 。在式(8)中， $Q_k(t+1)$ 和 $\lambda_k W_k^{\text{av}}$ 可以分别看作队列 $X_k(t)$ 的输入和输出。

定理 1 如果虚拟队列 $X_k(t)$ 是稳定的，即满足 $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{X_k(t)}{t} = 0$ ，那么， $\overline{W}_k \leq W_k^{\text{av}}$ 成立且队列 $Q_k(t)$ 也是稳定的。

证明 根据式(8)，对于任意 τ 可以得到 $X_k(\tau+1) - X_k(\tau) \geq Q_k(\tau+1) - \lambda_k W_k^{\text{av}}$ 。对其从 $\tau=0$ 累加到 $\tau=t-1$ ，得 $X_k(t) - X_k(0) \geq \sum_{\tau=0}^{t-1} (Q_k(\tau+1) - \lambda_k W_k^{\text{av}})$ 。令 $X_k(t)$ 除以 t ，当 $t \rightarrow \infty$ 时，得 $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{X_k(t)}{t} \geq \overline{Q}_k - \lambda_k W_k^{\text{av}}$ 。因此，如果 $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{X_k(t)}{t} = 0$ ，那么， $\overline{Q}_k \leq \lambda_k W_k^{\text{av}}$ 成立，意味着队列 $Q_k(t)$ 是稳定的。此外，基于 Little 定理，对于任意 k 有 $\overline{Q}_k = \lambda_k \overline{W}_k$ 和 $\overline{W}_k \leq W_k^{\text{av}}$ 成立。证毕。

定理 1 说明，如果虚拟队列积压是稳定的，那么队列平均输入速率 \overline{Q}_k 一定不大于其输出速率 $\lambda_k W_k^{\text{av}}$ 。因此，式(5)可以转化为单队列稳定问题。

类似地，对于式(7)，为每个 k 定义虚拟队列

$Y_k(t)$ ，其队列更新为

$$Y_k(t+1) = \max[Y_k(t) - P_{\text{av}}, 0] + P(t) \quad (9)$$

同理，队列 $Y_k(t)$ 稳定可使约束 $\overline{P} \leq P_{\text{av}}$ 成立。

3.4 问题建模

定义 $\Theta(t)$ 为所有虚拟队列的组合向量，即 $\Theta(t) = [X_1(t), \dots, X_K(t), Y_1(t), \dots, Y_K(t)]$ 。定义二次李雅普诺夫函数 $L(\Theta(t))$ 为

$$L(\Theta(t)) \triangleq \sum_k X_k(t)^2 + \omega \sum_k Y_k(t)^2 \quad (10)$$

其中， $\omega \geq 0$ 表示平均功率约束的权重。

定义在时隙 t 上李雅普诺夫漂移 $\Delta(\Theta(t))$ 为

$$\Delta(\Theta(t)) \triangleq \mathbb{E}[L(\Theta(t+1)) - L(\Theta(t)) | \Theta(t)] \quad (11)$$

在每个时隙 t ，观察到虚拟队列向量 $\Theta(t)$ 和实队列向量 $Q(t)$ ，联合优化决定资源分配行为 $\mu(t)$ 和功率控制行为 $P(t)$ ，使漂移 $\Delta(\Theta(t))$ 最小。因此，在时隙 t 的资源管理问题建模为

$$\begin{aligned} \min \quad & \Delta(\Theta(t)) \\ \text{s.t.} \quad & 0 \leq P(t) \leq P_{\text{max}} \\ & 0 \leq \mu_k(t) \leq Q_k(t), \quad \forall k \\ & \sum_k \mu_k(t) \leq C(t) \end{aligned} \quad (12)$$

式(12)是一个随机优化问题^[14]，求解难点在于目标函数的复杂形式。为了有效刻画式(12)，同时建立有效算法求解，下面对式(12)进行变换。

3.5 问题变换

定理 2 对于任意 $\mu(t)$ 、 $P(t)$ 和 $\Theta(t)$ ，得

$$\Delta(\Theta(t)) \leq \frac{\theta}{2} + \mathbb{E}[Z(t) | \Theta(t)] \quad (13)$$

其中， θ 是一个常数，定义为

$$\theta = \sum_k [Q_{\text{max}}^2 + (\lambda_k W_k^{\text{av}})^2 + \omega(P_{\text{max}}^2 + P_{\text{av}}^2)] \quad (14)$$

$Z(t)$ 定义为

$$Z(t) = \sum_k [X_k(t)(Q_k(t) - \mu_k(t) + A_k(t) - \lambda_k W_k^{\text{av}}) + \omega Y_k(t)(P(t) + P_{\text{av}})] \quad (15)$$

证明 根据式(8)，得

$$\begin{aligned} & X_k(t+1)^2 - X_k(t)^2 \\ &= (\max[X_k(t) - \lambda_k W_k^{\text{av}}, 0] + Q_k(t+1))^2 - X_k(t)^2 \\ &\leq Q_k(t+1)^2 + (\lambda_k W_k^{\text{av}})^2 + 2X_k(t)(Q_k(t+1) - \lambda_k W_k^{\text{av}}) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, 对于任意 $x, y \geq 0$, 都有 $(\max[x, 0])^2 \leq x^2$ 和 $\max[x-y, 0] \leq x$ 成立, 所以式(16)成立。

对于任意 k , 同样可得

$$Y_k(t+1)^2 - Y_k(t)^2 \leq P(t)^2 + P_{av}^2 + 2Y_k(t)(P(t) - P_{av}) \quad (17)$$

根据式(11)、式(16)和式(17), 可得

$$\begin{aligned} & \Delta(\Theta(t)) \\ &= \mathbb{E} \left[\sum_k [X_k(t+1)^2 - X_k(t)^2 + \omega Y_k(t+1)^2 - \omega Y_k(t)^2] \Theta(t) \right] \\ &\leq \mathbb{E} \left[\sum_k Q_k(t+1)^2 + (\lambda_k W_k^{av})^2 + \omega(P(t)^2 + P_{av}^2) + \right. \\ &\quad \left. 2X_k(t)(Q_k(t) - \mu_k(t) + A_k(t) - \lambda_k W_k^{av}) + \right. \\ &\quad \left. 2\omega Y_k(t)(P(t) - P_{av}) \right] \Theta(t) \\ &\leq \theta + \mathbb{E}[Z(t) | \Theta(t)] \end{aligned} \quad (18)$$

其中, 第 2 个不等式通过式(19)推导。

$$\begin{aligned} & \mathbb{E} \left[\sum_k \left[Q_k(t+1)^2 + (\lambda_k W_k^{av})^2 + \omega(P(t)^2 + P_{av}^2) \right] \Theta(t) \right] \\ &\leq \mathbb{E} \left[\sum_k \left[Q_{\max}^2 + (\lambda_k W_k^{av})^2 + \omega(P_{\max}^2 + P_{av}^2) \right] \Theta(t) \right] \\ &= \sum_k \left[Q_{\max}^2 + (\lambda_k W_k^{av})^2 + \omega(P_{\max}^2 + P_{av}^2) \right] = \theta \end{aligned} \quad (19)$$

其中, 由于 $Q_k(t+1) \leq Q_{\max}$ 和 $P_k(t) \leq P_{\max}$, 不等式成立。由于括号中常数与 $\Theta(t)$ 无关, 等式成立。证毕。

基于定理 2, 式(12)可以简化为最小化漂移上界问题, 即最小化不等式(13)的右边。注意到控制行为与不等式(13)中第 1 项无关, 只影响第 2 项。因此, 优化目标转换为最小化 $\mathbb{E}[Z(t) | \Theta(t)]$, 其中, 条件期望是关于虚拟队列向量和可能的控制行为。利用机会最小化期望的概念^[15], 在每个时隙 t , 通过观察 $\Theta(t)$ 和 $Q(t)$, 选择合适的控制行为最小化 $Z(t)$ 。将式(15)中与相关项提出, 可得

$$\sum_k [\omega Y_k(t)P(t) - X_k(t)\mu_k(t)] \quad (20)$$

因此, 随机优化问题式(12)可以转换为一个确定性优化问题, 表示为

$$\begin{aligned} & \max \sum_k [X_k \mu_k - \omega Y_k P] \\ & \text{s.t. } 0 \leq P \leq P_{\max} \\ & \quad 0 \leq \mu_k \leq Q_k, \forall k \\ & \quad \sum_k \mu_k \leq C \end{aligned} \quad (21)$$

为了简化表达, 式(21)已删除时间标号。

4 分布式动态资源管理算法

式(21)是一个混合整数规划问题。一般求解方法是将整数变量松弛, 使原问题变为凸优化问题, 进而利用工具包 CVX^[16]求解。此外, 优化求解工具, 如 CPLEX 和 LINDO, 同样可以用来求解混合整数规划问题, 然而这些方法具有较高复杂度。因此, 为了克服这些缺点, 本节考虑问题转换, 并提出分布式算法求解式(21)。最后, 提出动态资源管理算法求解原始式(12)。

4.1 分布式求解方法

式(21)等价转换为一个单变量优化问题。首先, 当式(21)取最优解时, 有

$$\sum_k \mu_k = C = \frac{1}{\eta} \text{lb}(1+Ph) \quad (22)$$

根据式(21)第 2 个约束和式(22)第 1 个等式, 链路容量满足 $0 \leq C \leq \sum_k Q_k$ 。根据式(22)第 2 个等式,

功率 P 与容量 C 间存在对应关系。因此, 功率消耗 P 可以表示为

$$P = \frac{1}{h} (2^{\eta C} - 1) \quad (23)$$

基于式(23), 式(21)中 $0 \leq P \leq P_{\max}$ 等价于 $0 \leq C \leq C_{\max}$, 其中, $C_{\max} = \text{lb} \frac{1 + P_{\max} h}{\eta}$ 。基于以上分析, 链路容量 C 应满足

$$0 \leq C \leq \min(\sum_k Q_k, C_{\max}) \quad (24)$$

那么, 式(21)可以转换为单变量问题

$$\begin{aligned} & \max \beta(C) = \beta_1(C) - \beta_2(C) \\ & \text{s.t. } 0 \leq C \leq \min(\sum_k Q_k, C_{\max}) \end{aligned} \quad (25)$$

其中, $\beta_1(C)$ 和 $\beta_2(C)$ 具体表示为

$$\begin{aligned} & \beta_1(C) = \max \sum_k X_k \mu_k \\ & \text{s.t. } 0 \leq \mu_k \leq Q_k, \forall k \\ & \quad \sum_k \mu_k = C \end{aligned} \quad (26)$$

$$\beta_2(C) = \sum_k \omega Y_k P = \alpha (2^{\eta C} - 1), \quad \alpha = \sum_k \frac{\omega Y_k}{h} \quad (27)$$

可以验证式(21)与式(25)是等价的。下面对式(25)进行求解, 令 C^* 表示式(25)的最优解。首先,

分析对于给定容量 C , 式(26)的最优解。当 $\beta_1(C)$ 取得最大值时, 链路容量 C 将按照 X_k 的递减顺序 $\{k_1, k_2, \dots, k_K\}$ 分配给多个业务。式(26)的最优解表示为

$$\mu_{k_n} = \min \left\{ \max \left\{ C - \sum_{m=0}^{n-1} Q_{k_m}, 0 \right\}, Q_{k_n} \right\}, \forall n \quad (28)$$

其中, $Q_{k_0} = 0$ 。

最后, 考虑如何分布式求解式(25), 关键点在于函数 $\beta(C)$ 的性质。

定理 3 $\beta(C)$ 是在 $[0, \sum_{m=0}^K Q_{k_m}]$ 上的凹函数, 其中 C 是正实数。

证明 一方面, 对于足够小的 $\delta > 0$, 当 $\sum_{m=0}^{n-1} Q_{k_m} \leq C \leq \sum_{m=0}^n Q_{k_m} \quad \forall n \in [1, K]$ 时, $\Delta\beta_1(C) = \beta_1(C + \delta) - \beta_1(C) = \delta X_{k_n}$, $\Delta\beta_1(C)$ 是一个关于 C 的非增函数。另一方面, $\Delta\beta_2(C) = \beta_2(C + \delta) - \beta_2(C) = \alpha 2^{nC} (2^{n\delta} - 1)$, $\Delta\beta_2(C)$ 是一个关于 C 的单调递增函数。因此, $\Delta\beta(C) = \Delta\beta_1(C) - \Delta\beta_2(C)$ 是一个关于 C 的单调递减函数, 意味着函数 $\beta(C)$ 在 $[0, \sum_{m=0}^K Q_{k_m}]$ 上是凹函数。证毕。

根据文献[17], 如果函数 $\beta(C)$ 是凹函数, 那么, 函数 $\beta(C)$ 是单峰的。根据函数 $\beta(C)$ 的性质, 提出基于传感器间协作的分布式求解方法, 实现式(25)的最优整数解, 具体步骤见算法 1。在步骤 2)中, 各个传感器相互交换虚拟队列状态信息 X_k , 那么, 每个传感器获得当前时刻虚拟队列积压 X_k 的顺序。然后, 数据分配按照虚拟队列积压 X_k 递减顺序进行。当某个传感器获取一个新数据分组时, 通过比较 $\beta(C+1)$ 和 $\beta(C)$ 的大小关系判断该数据分组是否被传输。如果步骤 6)中 $\beta(C+1) < \beta(C)$, 那么 $\beta(C)$ 已经达到最大值, 该数据分组不能被传输。否则, $\beta(C)$ 没有达到最大值, 该数据分组可以被传输, 步骤 9)中链路容量加 1。将步骤 3)~步骤 12)的过程一直循环, 直到实现 $\beta(C)$ 的最大值或所有数据被分配完毕。当某个传感器清空其队列积压时, 它会将当前 C 和 $\beta(C)$ 的数值发送至下一个传感器, 下一个传感器继续资源分配过程。

算法 1 单变量问题最优整数解

输入 $\{Q_k\}, \{W_k^{av}\}, B, h, L, P_{av}, P_{max}, T_s$

1) 初始化参数, $\beta(0)=0, C=0, \mu_k=0 \forall k$;

2) 获得按照 X_k 的递减顺序集合 $\{k_1, k_2, \dots, k_K\}$;

3) for $m = 1$ to K do

4) for $\mu_{k_m} = 1$ to Q_{k_m} do

5) 计算 $\beta(C+1)$;

6) if $\beta(C+1) < \beta(C)$ then

7) $\mu_{k_m} \leftarrow \mu_{k_m} - 1$, 跳至步骤 13);

8) end if

9) $C \leftarrow C+1$;

10) end for

11) 将 C 和 $\beta(C)$ 发送至下一个传感器;

12) end for

13) 返回 $\{\mu_k\}$;

输出 P 和 $\{\mu_k\}$

在每个时隙, 各个传感器以分布式协作方式决定各自所能传输的数据分组数目, 具体传输可以按照虚拟队列积压 X_k 递减顺序进行, 进而避免 MAC 层的数据分组冲突丢失; 对于重传情况, 可以将重传的数据分组看成新到达的数据分组处理。

4.2 动态资源管理算法

基于上述传感器间分布式协作方法, 本节提出一个动态资源管理算法求解原始问题 (如式(12)所示), 详细步骤见算法 2。在每个时隙, 根据所观察的队列状态, 利用算法 1 求解式(26)获得该时隙的控制行为, 然后依据式(3)、式(8)和式(9)更新队列 $Q_k(t+1)$ 、 $X_k(t+1)$ 和 $Y_k(t+1)$ 。

算法 2 动态资源管理

输入 $\{\lambda_k\}, \{W_k^{av}\}, B, \{h(t)\}, L, P_{av}, P_{max}, T_s$

1) 初始化参数, $Q_k(0) = X_k(0) = Y_k(0) = 0, \forall k$;

2) for $t = 0$ to T do

3) 计算 $\alpha(t)$ 和 $C_{max}(t)$;

4) 通过算法 1 获得 $P(t)$ 和 $\mu(t)$;

5) 更新队列 $Q_k(t+1)$ 、 $X_k(t+1)$ 和 $Y_k(t+1)$;

6) end for

输出 $P(t), Q_k(t)$ 和 $\mu(t), t=0, \dots, T$

分布式动态资源管理算法由各传感器节点通过交互队列状态信息, 以分布式协作的方式进行。算法的动态特性体现于其能够基于实时队列状态信息和信道状态信息进行决策。算法比较灵活轻便, 算法复杂度与网络规模 K 呈正比例线性关系, 适用于大规模网络, 可扩展性好。与传统的投影次梯度方法相比, 该方法基于李雅普诺夫理论, 计算简单, 无需迭代, 适用于时延敏感业务传输。

5 仿真结果与分析

在上述模型和算法的基础上，对传感器网络动态资源管理算法的性能进行分析。假设传感器网络包含 100 个传感器节点，其网络拓扑如图 1 所示。接入点的平均发射功率 $P_{av}=32\text{ W}$ ，最大发射功率 $P_{max}=40\text{ W}$ ，接入点与基站间无线信道增益服从瑞利分布，各个传感器业务具有相同平均时延需求 $W_k^{av}=30\text{ ms}$ ，系统带宽 $B=1\text{ MHz}$ ，数据分组大小 $L=100\text{ bit}$ ，时隙长度为 $T_s=1\text{ ms}$ 。

为了说明所提算法性能，将常数功率分配作为参考基准。在常数功率分配策略中，接入点发送功率恒定，即 $P=P_{av}$ 。为进一步适应数据分组随机到达和信道动态变化，相应的动态功率控制策略中最大功率 P_{max} 修改为预设常数功率 P_{av} 。

图 3 和图 4 描述平均功率消耗和平均时延性能随着数据分组到达率的变化趋势，其中，权重 $\omega=8$ 。在 2 种功率策略中，平均功率消耗均随数据分组到达率增加而增大，这是因为在相同时延需求下传输更多数据分组导致更大的功率消耗。在数据分组到达速率较低时，提出的动态资源管理策略比基准策略的功率消耗低，而提出策略功率随数据速率的增量要比基准策略要大，因为基准策略的功率消耗受到恒定功率分配的限制。从图 4 可以看出，平均时延均随数据分组到达率增加而增大。当数据分组到达速率增加时，缓冲队列变大，导致排队时延增大。此外，对于同一数据分组到达速率，本文所提算法的平均时延要比基准策略低。

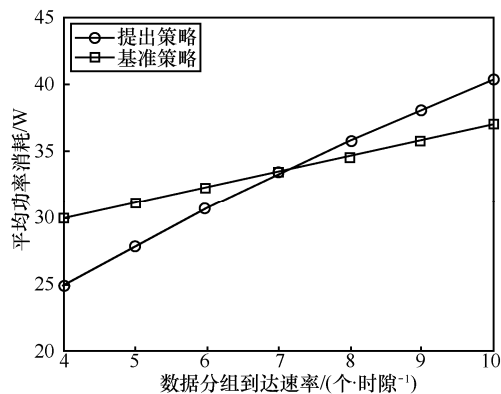


图 3 平均功率消耗随着数据分组到达率的变化趋势

图 5 显示动态算法中权重 ω 对功率消耗和时延性能的影响，其中，数据分组平均到达速率设定为 12。从图 5 可以看出，平均功率消耗随着权重值 ω

增加而减小，平均时延随着权重值 ω 增加而增加。原因在于增加 ω 数值使平均功率消耗权重更大，更少的功率被利用，导致队列时延加大。因此，可以看出权重 ω 在时延和功率间的折中关系上起到重要作用。图 5 只是定性地描绘出功率消耗和时延性能的关系，两者间量化分析结果需要进一步深入研究。

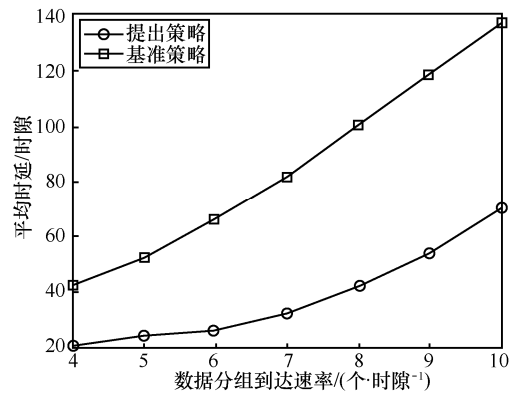


图 4 平均时延随着数据分组到达率的变化趋势

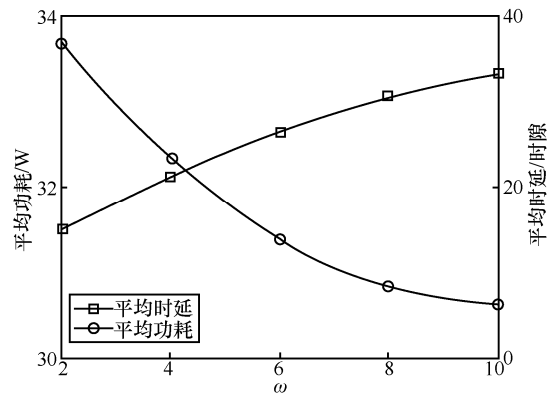


图 5 权重功率消耗和时延性能的影响

6 结束语

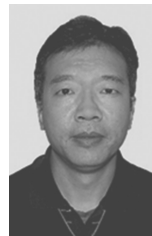
本文研究传感器网络中资源分配与功率控制联合优化问题，考虑业务时延需求和功率受限情况，将动态资源管理问题建模为一个随机优化问题。基于李雅普诺夫优化理论，将较难处理的随机优化问题进行变形变换，进一步提出基于传感器间协作的分布式求解方法，该方法能够实现全局最优解。最后，提出动态资源管理算法求解原随机优化问题。仿真结果说明所提算法在能耗和时延方面的性能优势，并揭示平均时延与功率消耗间折中关系。考虑到实际场景中传感器与接入点间多为无线连接，因此，无线传感器网络中分布式动态资

源管理问题是下一步的研究工作。

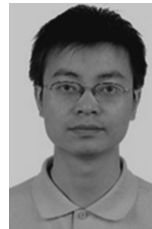
参考文献:

- [1] AKYILDIZ I F, SU W, SANKARASUBRAMANIAM Y, et al. Wireless sensor networks: a survey[J]. *Computer Networks*, 2002, 38(4): 393-422.
- [2] YICK J, MUKHERJEE B, GHOSAL D. Wireless sensor network survey[J]. *Computer Networks*, 2008, 52: 2292-2330.
- [3] DBIBIH I, ZYTOUNE O, ABOUTAJDINE D. ON/OFF Markov model based energy-delay aware MAC protocol for wireless sensor network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2014, 78(2):1157-1158.
- [4] 张晓玲, 梁炜, 于海斌, 等. 无线传感器网络传输调度方法综述[J]. *通信学报*, 2012, 33(5): 143-157.
ZHANG X L, LIANG W, YU H B, et al. A survey on transmission scheduling method in wireless sensor networks[J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(5): 143-157.
- [5] HUANG P K, LIN X J, WANG C C. A low-complexity congestion control and scheduling algorithm for multihop wireless networks with order-optimal per-flow delay[C]//*IEEE INFOCOM*. 2011:2588-2596.
- [6] PRADEEP C W, MARIAN C, MATTI L A, et al. Resource allocation for cross-layer utility maximization in wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2011, 66(6): 2790-2809.
- [7] ZIMMERMAN A T, LYNCH J P, FERRESE F T. Market-based resource allocation for distributed data processing in wireless sensor networks[J]. *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, 2013, 12(3):1-28.
- [8] UCHITELAVA E, SHAMI A, REFAEY A. Virtualization of wireless sensor networks through MAC layer resource scheduling[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(5):1562-1576.
- [9] ALBERT S. Joint scheduling and sensing allocation in energy harvesting sensor networks with fusion centers[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(12): 3577-3589.
- [10] HE S, CHEN J, YAU D, et al. Cross-layer optimization of correlated data gathering in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 11(11): 1678-1691.
- [11] ZHENG J, ZHANG H, CAI Y, et al. Game-theoretic multi-channel multi-access in energy harvesting wireless sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(11): 4587-4594.
- [12] 单立群, 汪晋宽, 刘志刚, 等. 基于跨层设计的传感器网络寿命最大化算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2012, 33(11): 1555-1558.
SHAN L Q, WANG J K, LIU Z G, et al. Cross-layer design based lifetime maximization algorithm for sensor networks[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2012, 33(11):1555-1558.
- [13] HUANG L B, NEELY M J. Utility optimal scheduling in processing networks[J]. *Performance Evaluation*, 2011, 68(11): 1002-1021.
- [14] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 2001, 5(1): 3-55.
- [15] NEELY M J. Stochastic network optimization with application to communication and queueing systems[M]. Morgan & Claypool, 2010.
- [16] GRANT M, BOYD S. CVX: Matlab software for disciplined convex programming[J]. *Global Optimization*, 2008: 155-210.
- [17] BERTIN M J, THEODORESCU R. Some characterizations of discrete unimodality[J]. *Statistics & Probability Letters*, 1984(2): 23-30.

作者简介:



刘伟 (1971-), 男, 山东文登人, 电子科技大学讲师, 主要研究方向为信号检测、信号处理、扩调频通信以及无线网络。



刘军 (1973-), 男, 四川南充人, 博士, 电子科技大学副研究员, 主要研究方向为无线网络体系结构、协议、算法及自组织网络、认知无线网络技术。