

# 无线多跳网络快速跨层资源优化分配算法

冯 维 徐永鑫 刘 浩 许晓荣 姚英彪\*

(杭州电子科技大学通信工程学院 杭州 310018)

**摘 要:** 针对背压路由算法容易造成大量队列积压和收敛速度慢的缺陷, 该文研究了无线多跳网络中节点功率受限情况下的联合拥塞控制、路由和功率分配的跨层优化问题。以最大化网络效用为目标, 以流平衡条件、功率等为约束条件建模, 基于牛顿法提出了一种具有超线性收敛性能的算法, 并运用矩阵分裂技术使该算法能够分布式实施。仿真结果表明, 该算法在实现网络效用最大化的同时, 能够有效提高网络中的能量效用, 且能将网络中的队列长度稳定在一个较低水平, 降低包传输延时。

**关键词:** 无线多跳网络; 路由选择; 队列稳定; 拥塞控制; 功率分配

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)05-1217-08

DOI: 10.11999/JEIT180581

## A Fast Convergent Cross-layer Resource Optimization Allocation Algorithm in Wireless Multi-hop Networks

FENG Wei XU Yongxin LIU Hao XU Xiaorong YAO Yingbiao

(College of Telecommunication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In order to improve the performance of the large queue backlogs and low convergence rate in back pressure routing algorithm, the cross-layer optimization of joint congestion control, multi-path routing and power allocation in wireless multi-hop networks is investigated. The system is modeled as a network utility maximization problem under the constraints of flow balancing condition and power. Based on the Newton's method, the problem is solved and an algorithm with superlinear convergence speed is proposed. With matrix splitting technology, the algorithm can be implemented distributedly further. The simulation results show that the algorithm can effectively increase the energy utility while achieving the maximum network utility, and can keep the queue length at a very low level to decrease the packet transmission delay.

**Key words:** Wireless multi-hop networks; Routing; Queue stability; Congestion control; Power allocation

### 1 引言

无线多跳网络应用场景广泛, 具有动态自组织、自配置、成本低和拓展性好的特点, 但由于无线资源如信道、时隙、带宽、功率等因素的限制, 跨层资源分配成为提升网络性能的一个重要途径。

近年来, 基于1阶算法的跨层优化理论和应用已十分成熟<sup>[1,2]</sup>, 如文献[3,4,5]均是运用一阶算法处理各类网络跨层优化问题, 以实现网络效用最大化。然而随着通信业务增多, 网络流量越来越大, 收敛速度缓慢的1阶算法逐渐难以应对更高的网络需求, 因此, 许多学者展开了对2阶算法和新的背压算法的研究。文献[6,7]基于牛顿法和矩阵分裂法, 设计了具有2阶收敛速度且能分布式实现的算法, 并证明了算法的收敛性。文献[8]进一步考虑了网络节点具有缓存区的情形, 研究了联合拥塞控制与多径路由的问题, 利用原始对偶内点法, 设计了一种具有更快收敛速度的分布式2阶算法。文献[9]针对众多背压路由算法<sup>[10-12]</sup>效用延时折中的缺陷, 研究了联合速率控制和路由的优化问题, 以最大化网络效用为目标, 设计了一种新的背压算法。但目前所知的2阶算法中都是以信道容量已知为前提, 没有考虑实际网络中的节点功率受限而引发的控制问题。

收稿日期: 2018-06-12; 改回日期: 2019-01-15; 网络出版: 2019-01-22

\*通信作者: 姚英彪 yaoyb@hdu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61671192), 浙江省公益计划(LGG19F020014), 中国博士后基金(2017M621796), 浙江省自然科学基金(LY19F010011), 中国移动科研基金(MCM20-2017-0107), 浙江省教育厅一般科研项目(Y201533647)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671192), The Public Welfare Plan Project of Zhejiang Province (LGG19F020014), The Postdoctoral Science Foundation of China (2017M621796), The Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LY19F010011), The Mobile Science Foundation of China (MCM20-2017-0107), The General Science Foundation of Zhejiang Educational Committee (Y201533647)

本文考虑无线多跳网络中节点功率受限, 网络为业务流配有独立缓存区的应用场景, 研究信道状态信息已知时的联合拥塞控制、路由和功率分配问题, 基于牛顿法设计一种具有2阶收敛性能的算法, 并利用矩阵分裂方法实现了网络节点以及链路对业务流源速率、链路速率以及链路功率的分布式更新, 实现网络效用的最大化。

本文第2节对系统建模, 第3节提出联合优化算法, 第4节对算法进行仿真分析和对比, 第5节总结全文。

## 2 系统模型和问题建模

### 2.1 系统模型

考虑一个节点功率受限的无线多跳网络, 网络拓扑  $G = \{N, L\}$ ,  $N, L$  分别表示网络节点集合与链路集合, 网络节点数目  $|N| = N$ , 网络链路数目  $|L| = L$ , 网络中有  $F$  个端到端的业务流, 业务流集合为  $\mathbb{F}$ , 对于每条业务流  $f \in \mathbb{F}$ , 分别用  $\text{Src}(f)$  和  $\text{Dst}(f)$  表示其源节点和目的节点, 且  $\text{Src}(f) \neq \text{Dst}(f)$ 。网络中的链路是双向的, 业务流能从源节点通过多跳及多径路由将数据传输到目的节点。

### 2.2 问题建模

定义节点-链路关联矩阵  $\mathbf{A}^{(f)} \in \mathbb{R}^{(N-1) \times L}$ ,  $\forall n \neq \text{Dst}(f)$  和节点-流向量  $\mathbf{b}^{(f)} \in \mathbb{R}^{N-1}$ ,  $\forall f \neq \text{Dst}(f)$

$$\left( \mathbf{A}^{(f)} \right)_{nl} = \begin{cases} 1, & n = \text{Tx}(l) \\ -1, & n = \text{Rx}(l) \\ 0, & \text{其它} \\ \forall n, n \neq \text{Dst}(f), \forall l \end{cases} \quad (1)$$

$$\left( \mathbf{b}^{(f)} \right)_n = \begin{cases} 1, & n = \text{Src}(f) \\ 0, & \text{其它} \\ \forall n, n \neq \text{Dst}(f), \forall l \end{cases}$$

其中,  $\text{Tx}(l)$  表示链路  $l$  的发射节点,  $\text{Rx}(l)$  表示链路  $l$  的接收节点。

令  $s_f$  表示业务流  $f$  在源节点产生的速率,  $u_l^{(f)}$  表示业务流  $f$  在链路  $l$  的速率。网络中的节点为每个业务流设置了独立的缓存区, 对于网络中的任意节点  $n$  (除业务流的目的节点), 它产生的速率与其输入链路的速率之和不能大于其输出链路的速率之和, 因此存在如式(2)的流量平衡约束

$$s_f 1_f(n) + \sum_{l \in \mathbb{I}(n)} u_l^{(f)} \leq \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} u_l^{(f)} \quad (2)$$

其中,  $\mathbb{O}(n)$  表示节点  $n$  的输出链路集合,  $\mathbb{I}(n)$  表示节点  $n$  的输入链路集合,  $1_f(n)$  为判断函数, 定义

$$\text{为: } 1_f(n) = \begin{cases} 1, & n = \text{Src}(f) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}.$$

业务流  $f$  在节点  $n$  处的队列长度变化如式(3)

$$Q_{n,[t+1]}^{(f)} = \left( Q_{n,[t]}^{(f)} - \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} u_l^{(f)} \right)^+ + \sum_{l \in \mathbb{I}(n)} \hat{u}_{l,[t]}^{(f)} + s_{f,[t]} 1_f(n) \quad (3)$$

其中,  $t$  为时隙下标,  $(*)^+ = \max\{0, *\}$ ,  $\hat{u}_{l,[t]}^{(f)}$  表示实际的速率,  $\hat{u}_{l,[t]}^{(f)} \leq u_{l,[t]}^{(f)}$ , 因为  $\text{Tx}(l)$  处能够传输的数据量可能会少于分配的  $u_{l,[t]}^{(f)}$ ,  $Q_{n,[t]}^{(f)}$  表示时隙  $t$  时所有缓存区内的队列长度。

在任意时隙, 网络中所有流经链路  $l$  的业务流数据之和不能超过它的信道容量, 即存在信道容量的限制

$$\left. \begin{aligned} \sum_f u_l^{(f)} &\leq C_l(p_l) = B \log_2 \left( 1 + \frac{p_l |h_l|^2}{d_l^\alpha} \right) \\ Q_{[t]} &= \left[ Q_{n,[t]}^{(f)}, \forall f, \forall n \neq \text{Dst}(f) \right]^T \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中,  $B$  为信道带宽,  $d_l$  为链路  $l$  的距离,  $h_l$  为信道增益系数,  $P_l$  表示链路  $l$  的噪声归一化发送功率,  $|h_l|^2$  服从均值为1的指数分布。

由于网络中节点功率有限, 节点  $n$  具有的最大功率值为  $p_n^{\max}$ , 因此对于网络中的任意节点  $n$ , 功率限制为

$$\sum_{l \in \mathbb{O}(n)} p_l \leq p_n^{\max} \quad (5)$$

### 2.3 优化问题

每个业务流  $f$  都与一个效用函数  $U_f(S_f)$  相关联, 表示源速率为  $S_f$  时网络能获得的效用。  $U_f(*)$  是一个单调递增的严格凹函数, 并且连续可微。以最大化网络整体效用为目标函数, 可将优化问题建模如式(6)

$$\max \sum_{f=1}^F U_f(s_f), \text{ s.t. 式(2), 式(4), 式(5)} \quad (6)$$

取效用函数  $U_f(s_f) = \lg(s_f)$ , 该目标函数可以获得业务流之间的比例公平性。

## 3 集中式和分布式算法设计

首先引入松弛变量  $\varphi_f^n$ ,  $v_l$ ,  $\lambda_n$  将优化式(6)中的不等式约束条件式(2)、式(4)和式(5)转化为等式约束条件式(8)、式(9)和式(10)。由于假定业务流到达目的节点后离开网络, 所以对于松弛变量  $\varphi_f^n$ , 规定  $n \neq \text{Dst}(f)$ 。对于变量大于0的约束, 采用对数障碍函数, 将其加入到目标函数式(7)中, 最后

通过牛顿法进行求解。于是，重构的优化问题为

$$\min f_\mu(\mathbf{y}) \quad (7)$$

s.t.

$$s_f 1_f(n) + \sum_{l \in \mathbb{I}(n)} u_l^{(f)} + \varphi_f^n = \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} u_l^{(f)}, \quad \forall f, \forall n \neq \text{Dst}(f) \quad (8)$$

$$\sum_{f=1}^F u_l^{(f)} + v_l = C_l(p_l), \forall l \quad (9)$$

$$\sum_{l \in \mathbb{O}(n)} p_l + \lambda_n = p_n^{\max}, \forall n \quad (10)$$

其中，原始变量  $\mathbf{y} = [s_1 s_2 \cdots s_F, u_1^{(1)} u_1^{(2)} \cdots u_1^{(F)}, u_L^{(1)} u_L^{(2)} \cdots u_L^{(F)}, p_1 p_2 \cdots p_L, \varphi_1^1 \varphi_1^2 \cdots \varphi_1^N, \varphi_F^1 \varphi_F^2 \cdots \varphi_F^N, v_1 v_2 \cdots v_F, \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_N]^T$ ，且  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{F+L \times F+L+(N-1)F+L+N}$ ，其包含了全部的源速率、链路速率、链路功率以及所有的松弛变量。

$$\begin{aligned} f_\mu(\mathbf{y}) = & -\mu \sum_{f=1}^F U_f(s_f) - \sum_{f=1}^F \lg(s_f) \\ & - \sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^L \lg(u_l^{(f)}) - \sum_{l=1}^L \lg(p_l) \\ & - \sum_{f=1}^F \sum_{n \neq \text{Dst}(f)} \lg(\varphi_f^n) - \sum_{l=1}^L \lg(v_l) \\ & - \sum_{n=1}^N \lg(\lambda_n) \end{aligned} \quad (11)$$

$f_\mu(\mathbf{y})$  是障碍目标函数， $\mu > 0$  为障碍函数惩罚因子，用于调整与原优化问题的近似程度， $\mu$  越大，重构的优化问题的最优解与原问题的最优解越接近。

将约束条件式(8)–式(10)转换为矩阵形式，定义

$$\text{网络拓扑信息矩阵 } \mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{A} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_0 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_u & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{R}_p & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix},$$

其中， $\mathbf{B} = \text{Diag}\{b^{(1)} b^{(2)} \cdots b^{(F)}\}$ ； $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1 \mathbf{A}_2 \cdots \mathbf{A}_L]$ ， $\mathbf{A}_l = \text{Diag}\{-a_l^{(1)} - a_l^{(2)} \cdots -a_l^{(F)}\}$ ， $\text{Diag}\{*\}$  表示对角化， $\mathbf{A}^{(f)} = [a_1^{(f)} a_2^{(f)} \cdots a_L^{(f)}]$ ； $\mathbf{R}_u = \text{Diag}\{1^{1 \times F} 1^{1 \times F} \cdots 1^{1 \times F}\}$ ； $(\mathbf{R}_p)_{n,l} = \begin{cases} 1, & n = \text{Tx}(l) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ ；

$\mathbf{I}_0, \mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2$  为单位阵；规定  $\mathbf{1}^{n \times m}$  表示维数为  $n \times m$  的全1矩阵， $\mathbf{0}^{n \times m}$  表示维数为  $n \times m$  的全0矩阵，简便起见，部分右上角未标维数的全1或全0矩阵，其维

数可根据上下文决定。定义  $\mathbf{e} = [\mathbf{0}^{1 \times (N-1)F} C_1 C_2 \cdots C_L p_1^{\max} p_2^{\max} \cdots p_N^{\max}]^T$ ，表示链路信道容量和节点最大功率的限制。

基于以上定义的矩阵，约束条件式(8)–式(10)可联合表示成矩阵形式约束

$$\mathbf{M}\mathbf{y} = \mathbf{e} \quad (12)$$

由于定义的矩阵中去掉了  $n = \text{Dst}(f)$  所在的行，因而网络拓扑信息矩阵  $\mathbf{M}$  是行满秩矩阵。

### 3.1 集中式优化算法

给定一个初始可行的原始变量  $\mathbf{y}_{[0]}$ ，采用牛顿法得到集中式算法迭代更新式为

$$\mathbf{y}_{[t+1]} = \mathbf{y}_{[t]} + \pi_{[t]} \Delta \mathbf{y}_{[t]} \quad (13)$$

其中， $\pi_{[t]}$  是迭代步长， $\Delta \mathbf{y}_{[t]}$  是原始变量的牛顿方向，通过求解由重构优化问题KKT条件构成的非线性系统得到<sup>[13]</sup>

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]} & \mathbf{M}^T - \nabla \mathbf{e}_{[t]} \\ \mathbf{M} - \nabla \mathbf{e}_{[t]}^T & \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{y}_{[t]} \\ \mathbf{w}_{[t]} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{[t]} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中， $\mathbf{g}_{[t]} = \nabla f_\mu(\mathbf{y}_{[t]})$ ，表示  $f_\mu(\mathbf{y}_{[t]})$  的梯度向量， $\mathbf{H}_{[t]} = \nabla^2 f_\mu(\mathbf{y}_{[t]})$ ，表示  $f_\mu(\mathbf{y}_{[t]})$  的 Hesse 矩阵； $\nabla \mathbf{e}_{[t]} = \frac{\partial \mathbf{e}_{[t]}}{\partial \mathbf{y}_{[t]}}$ ， $\nabla^2 \mathbf{e}_{[t]} = \frac{\partial (\nabla \mathbf{e}_{[t]} \mathbf{w}_{[t]})}{\partial \mathbf{y}_{[t]}}$ ； $\mathbf{w}_{[t]}$  是对偶变量，内部元素如式(15)

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{[t]} = & \left[ (\mathbf{w}_{[t]}^1)^T (\mathbf{w}_{[t]}^2)^T \cdots (\mathbf{w}_{[t]}^F)^T \cdots (\mathbf{w}_{[t]}^v)^T \cdots (\mathbf{w}_{[t]}^\lambda)^T \right]^T \\ & \in \mathbb{R}^{(N-1)F+L+N} \end{aligned} \quad (15)$$

其中， $\mathbf{w}_{[t]}^f = [w_{1,[t]}^f w_{2,[t]}^f \cdots w_{N,[t]}^f]^T$ ， $n \neq \text{Dst}(f)$  表示节点拥塞价格； $\mathbf{w}_{[t]}^v = [w_{1,[t]}^v w_{2,[t]}^v \cdots w_{L,[t]}^v]^T$  表示链路拥塞价格； $\mathbf{w}_{[t]}^\lambda = [w_{1,[t]}^\lambda w_{2,[t]}^\lambda \cdots w_{N,[t]}^\lambda]^T$  表示节点功率价格。

求解式(14)分别得到原始变量的牛顿迭代方向和对偶变量的更新式

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{y}_{[t]} = & - (\mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]})^{-1} \\ & \cdot [\mathbf{g}_{[t]} + (\mathbf{M}^T - \nabla \mathbf{e}_{[t]}) \mathbf{w}_{[t]}] \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{[t]} = & \mathbf{G}_{[t]}^{-1} \left[ - (\mathbf{M} - \nabla \mathbf{e}_{[t]}^T) \right. \\ & \left. \cdot (\mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]})^{-1} \mathbf{g}_{[t]} \right] \end{aligned} \quad (17)$$

其中，

$$\mathbf{G}_{[t]} = \left[ \left( \mathbf{M} - \nabla \mathbf{e}_{[t]}^T \right) \left( \mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]} \right)^{-1} \cdot \left( \mathbf{M}^T - \nabla \mathbf{e}_{[t]} \right) \right] \quad (18)$$

所以, 在时隙  $t$ , 由网络中的控制中心节点根据式(17)集中式地计算对偶变量  $\mathbf{w}_{[t]}$ , 接着利用式(16)计算原始变量的牛顿方向, 最后通过式(13)对原始变量进行更新, 直至算法收敛, 完成网络中业务流源速率、链路速率、链路功率的分配。但是集中式算法更适用于网络规模较小的情况, 当网络规模很大时, 控制中心节点收集网络全局信息产生的信令开销会非常大。因此, 本文进一步推出分布式的算法。

### 3.2 分布式优化算法

为实现式(16)和式(17)的分布式求解, 首先对式(11)求导, 可得  $\mathbf{f}_\mu(\mathbf{y}_{[t]})$  的梯度向量

$$\mathbf{g}_{[t]} = \left[ \left( \mathbf{g}_{s,[t]} \right)^T \left( \mathbf{g}_{u,[t]}^1 \right)^T \left( \mathbf{g}_{u,[t]}^2 \right)^T \cdots \cdot \left( \mathbf{g}_{u,[t]}^L \right)^T \left( \mathbf{g}_{p,[t]} \right)^T \left( \mathbf{g}_{\varphi,[t]}^1 \right)^T \left( \mathbf{g}_{\varphi,[t]}^2 \right)^T \cdots \cdot \left( \mathbf{g}_{\varphi,[t]}^F \right)^T \left( \mathbf{g}_{v,[t]} \right)^T \left( \mathbf{g}_{\lambda,[t]} \right)^T \right]^T \quad (19)$$

其中,  $\mathbf{g}_{s,[t]} = \left[ -\mu U'_f(s_{f,[t]}) - \frac{1}{s_{f,[t]}}, \forall f \right]^T$ ;  $\mathbf{g}_{u,[t]}^l = \left[ -\frac{1}{u_{l,[t]}^{(f)}}, \forall f \right]^T$ ;  $\mathbf{g}_{p,[t]} = \left[ \frac{1}{p_{l,[t]}}, \forall l \right]^T$ ;  $\mathbf{g}_{\varphi,[t]}^f = \left[ -\frac{1}{\varphi_{f,[t]}^n}, \forall n \neq \text{Dst}(f) \right]^T$ ;  $\mathbf{g}_{v,[t]} = \left[ -\frac{1}{v_{l,[t]}}, \forall l \right]^T$ ;  $\mathbf{g}_{\lambda,[t]} = \left[ -\frac{1}{\lambda_{n,[t]}}, \forall n \right]^T$ 。

$\mathbf{f}_\mu(\mathbf{y}_{[t]})$  的Hesse矩阵为

$$\mathbf{H}_{[t]} = \text{Diag} \left\{ \mathbf{H}_{s,[t]} \mathbf{H}_{u,[t]}^1 \mathbf{H}_{u,[t]}^2 \cdots \mathbf{H}_{u,[t]}^L \mathbf{H}_{p,[t]} \cdot \mathbf{H}_{\varphi,[t]}^1 \mathbf{H}_{\varphi,[t]}^2 \cdots \mathbf{H}_{\varphi,[t]}^F \mathbf{H}_{v,[t]} \mathbf{H}_{\lambda,[t]} \right\} \quad (20)$$

其中,  $\mathbf{H}_{s,[t]} = \text{Diag} \left\{ -\mu U''_f(s_{f,[t]}) + \frac{1}{s_{f,[t]}^2}, \forall f \right\}$ ;  $\mathbf{H}_{u,[t]}^l = \text{Diag} \left\{ \frac{1}{\left( u_{l,[t]}^{(f)} \right)^2}, \forall f \right\}$ ;  $\mathbf{H}_{p,[t]} = \text{Diag} \left\{ \frac{1}{p_{l,[t]}^2}, \forall l \right\}$ ;  $\mathbf{H}_{v,[t]} = \text{Diag} \left\{ \frac{1}{v_{l,[t]}^2}, \forall l \right\}$ ;  $\mathbf{H}_{\lambda,[t]} = \text{Diag} \left\{ \frac{1}{\lambda_{n,[t]}^2}, \forall n \right\}$ ,  $\mathbf{H}_{\varphi,[t]}^f = \text{Diag} \left\{ \frac{1}{\left( \varphi_{f,[t]}^n \right)^2}, \forall n \neq \text{Dst}(f) \right\}$ 。

对于向量  $\mathbf{e}_{[t]}$ , 根据信道容量式(4)可得

$$\begin{aligned} \nabla \mathbf{e}_{[t]} &= \frac{\partial \mathbf{e}_{[t]}}{\partial \mathbf{y}_{[t]}} \\ &= \text{Diag} \left\{ \mathbf{0}^{(F+LF) \times (N-1)F} \mathbf{C}'_{[t]} \mathbf{0}^{(N-1)F+L+N \times N} \right\} \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]} &= \frac{\partial (\nabla \mathbf{e}_{[t]} \mathbf{w}_{[t]})}{\partial \mathbf{y}_{[t]}} \\ &= \text{Diag} \left\{ \mathbf{0}^{(F+LF) \times (F+LF)} \mathbf{D}_{[t]} \mathbf{0}^{((N-1)F+L+N) \times ((N-1)F+L+N)} \right\} \end{aligned} \quad (22)$$

其中,  $C'_{l,[t]} = \frac{\partial C_l}{\partial p_{l,[t]}}$ ,  $C''_{l,[t]} = \frac{\partial^2 C_l}{\partial (p_{l,[t]})^2}$ , 分别表示信道

容量关于链路功率1阶导数和2阶导数;  $\mathbf{C}'_{[t]} = \text{Diag} \left\{ C'_{l,[t]} = \frac{\partial C_l}{\partial p_{l,[t]}}, \forall l \right\} \in \mathbb{R}^{L \times L}$ ;  $\mathbf{D}_{[t]} = \text{Diag} \left\{ C''_{l,[t]} w_{l,[t]}^v, \forall l \right\} \in \mathbb{R}^{L \times L}$ 。

#### 3.2.1 原始变量牛顿方向的分布式计算

为能够分布式地对原始变量的牛顿方向进行求解, 需对式(16)中的  $(\mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]})^{-1}$  进行分布式计算。根据前节讨论, 可知  $(\mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]})$  能够表示为对角结构如式(23)

$$\begin{aligned} (\mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]}) &= \text{Diag} \left\{ \mathbf{H}_{u,[t]}^1 \mathbf{H}_{u,[t]}^2 \cdots \mathbf{H}_{u,[t]}^L \mathbf{H}_{p,[t]} \right. \\ &\quad \left. - \mathbf{D}_{[t]} \mathbf{H}_{\varphi,[t]}^1 \mathbf{H}_{\varphi,[t]}^2 \cdots \mathbf{H}_{\varphi,[t]}^F \right. \\ &\quad \left. \cdot \mathbf{H}_{v,[t]} \mathbf{H}_{\lambda,[t]} \right\} \end{aligned} \quad (23)$$

$(\mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]})$  内的矩阵都是对角矩阵。因此结合式(16)得到业务流源速率、链路速率、链路功率及松弛变量牛顿方向的分布式更新公式为

$$\begin{aligned} \Delta s_{f,[t]} &= - \left( -\mu U''_f(s_{f,[t]}) + \frac{1}{s_{f,[t]}^2} \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \left[ -\mu U'_f(s_{f,[t]}) - \frac{1}{s_{f,[t]}} + w_{\text{Src}(f),[t]}^f \right] \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \Delta u_{l,[t]}^{(f)} &= - \left( u_{l,[t]}^{(f)} \right)^2 \\ &\quad \cdot \left[ -\frac{1}{u_{l,[t]}^{(f)}} + w_{\text{Rx}(l),[t]}^f - w_{\text{Tx}(l),[t]}^f + w_{l,[t]}^v \right] \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \Delta p_{l,[t]} &= - \left( \frac{1}{p_{l,[t]}^2} - C''_{l,[t]} w_{l,[t]}^v \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \left[ -\frac{1}{p_{l,[t]}} + w_{\text{Tx}(l),[t]}^\lambda \right] \end{aligned} \quad (26)$$

$$\Delta\varphi_{f,[t]}^n = - \left( \varphi_{f,[t]}^n \right)^2 \left[ -\frac{1}{\varphi_{f,[t]}^n} + w_{n,[t]}^f \right] \quad (27)$$

$$\Delta v_{l,[t]} = - \left( v_{l,[t]}^2 \right) \left[ -\frac{1}{v_{l,[t]}} + w_{l,[t]}^v \right] \quad (28)$$

$$\Delta\lambda_{n,[t]} = - \left( \lambda_{n,[t]}^2 \right) \left[ -\frac{1}{\lambda_{n,[t]}} + w_{n,[t]}^\lambda \right] \quad (29)$$

### 3.2.2 对偶变量的分布式计算

对偶变量计算式(17)中,  $\mathbf{G}_{[t]}$ 不具有对角结构, 因此需收集整网的速率、功率及信道状态信息等才能计算出其逆矩阵。为实现对偶变量的分布式计算, 首先将式(17)变形为线性方程组如式(30)

$$\mathbf{G}_{[t]} \mathbf{w}_{[t]} = \left[ - \left( \mathbf{M} - \nabla \mathbf{e}_{[t]}^T \right) \left( \mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]} \right)^{-1} \mathbf{g}_{[t]} \right] \quad (30)$$

矩阵分裂是通过迭代求解线性方程组的常用方法<sup>[4]</sup>, 本文接下来采用矩阵分裂的方法来完成对 $\mathbf{G}_{[t]}$ 项的分解, 最终实现在计算 $\mathbf{w}_{[t]}$ 时只需对1个对角矩阵进行求逆。利用矩阵分裂技术可得结论:

将 $\mathbf{G}_{[t]}$ 分裂为 $\mathbf{G}_{[t]} = (\Phi_{[t]} + \beta \bar{\Omega}_{[t]}) - (\beta \bar{\Omega}_{[t]} - \Omega_{[t]})$ , 其中 $\Phi_{[t]} = \text{diag} \{ \mathbf{G}_{[t]} \}$ , 表示由 $\mathbf{G}_{[t]}$ 对角元素构成的对角矩阵,  $\Omega_{[t]} = \mathbf{G}_{[t]} - \Phi_{[t]}$ , 表示去掉 $\mathbf{G}_{[t]}$ 对角元素后剩余的非对角部分,  $\bar{\Omega}_{[t]}$ 是对角矩阵, 其对角元素 $(\bar{\Omega}_{[t]})_{ii} = \sum_j |(\Omega_{[t]})_{ij}|$ , 表示 $\Omega_{[t]}$ 的各行元素绝对值之和。 $\beta > \frac{1}{2}$ , 是用于调节收敛速度的参数。则 $\mathbf{w}_{[t]}$ 可通过式(31)进行求解

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{[t+1]}^{k+1} &= (\Phi_{[t]} + \beta \bar{\Omega}_{[t]})^{-1} (\beta \bar{\Omega}_{[t]} - \Omega_{[t]}) \mathbf{w}_{[t]}^k \\ &+ (\Phi_{[t]} + \beta \bar{\Omega}_{[t]})^{-1} \\ &\cdot \left[ - \left( \mathbf{M} - \nabla \mathbf{e}_{[t]}^T \right) \left( \mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]} \right)^{-1} \mathbf{g}_{[t]} \right] \quad (31) \end{aligned}$$

当 $k \rightarrow \infty$ 时, 式(30)收敛至

$$\mathbf{w}_{[t]} = \mathbf{G}_{[t]}^{-1} \left[ - \left( \mathbf{M} - \nabla \mathbf{e}_{[t]}^T \right) \left( \mathbf{H}_{[t]} - \nabla^2 \mathbf{e}_{[t]} \right)^{-1} \mathbf{g}_{[t]} \right] \quad (32)$$

$$\begin{aligned} (w_n^f)^{k+1} &= \left[ (\Phi_A^f)_n + \beta (\bar{\Omega}_A^f)_n \right]^{-1} \left[ \beta (\bar{\Omega}_A^f)_n (w_n^f)^k - \left[ \sum_{l \in \mathbb{I}(n)} \left[ (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} \left( (a_l^{(f)})_{\text{Tx}(l)} (w_{\text{Tx}(l)}^f)^k + (w_l^v)^k \right) \right] \right] \right. \\ &\quad \left. - \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} \left[ (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} \left( (a_l^{(f)})_{\text{Rx}(l)} (w_{\text{Rx}(l)}^f)^k + (w_l^v)^k \right) \right] \right] + \left[ (\Phi_A^f)_n + \beta (\bar{\Omega}_A^f)_n \right]^{-1} \\ &\quad \cdot \left[ (\mathbf{b}^{(f)})_n \left( \mu U_f'(s_f) + s_f^{-1} \right) - \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} \left( (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} (u_l^{(f)})^{-1} \right) \right. \\ &\quad \left. + \sum_{l \in \mathbb{I}(n)} \left( (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} (u_l^{(f)})^{-1} \right) + (\mathbf{H}_\varphi^f)_n^{-1} (\varphi_f^n)^{-1} \right] \quad (33) \end{aligned}$$

上述结论中,  $\Phi_{[t]}$ 的对角结构(下文省略时隙下标 $[t]$ ):  $\Phi = \text{Diag} \{ \Phi_A \Phi_B \Phi_C \}$ , 其中,

$$(1) \Phi_A \in \mathbb{R}^{(N-1)F \times (N-1)F}: \Phi_A = \text{Diag} \{ \Phi_A^f, \forall f \},$$

$$\Phi_A^f = \text{Diag} \left\{ \left( \Phi_A^f \right)_n, \forall n \neq \text{Dst}(f) \right\}, \left( \Phi_A^f \right)_n = \left( \mathbf{b}^{(f)} \right)_n$$

$$\cdot (\mathbf{H}_s)_f^{-1} + \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} + \sum_{l \in \mathbb{I}(n)} (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} + (\mathbf{H}_\varphi^f)_n^{-1};$$

$$(2) \Phi_B \in \mathbb{R}^{L \times L}: \Phi_B = \text{Diag} \{ (\Phi_B)_l, \forall l \}, (\Phi_B)_l =$$

$$\sum_{f=1}^F \left( (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} + (\mathbf{H}_v)_l^{-1} - C_l' [(\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l]^{-1} \right);$$

$$(3) \Phi_C \in \mathbb{R}^{N \times N}: \Phi_C = \text{Diag} \{ (\Phi_C)_n, \forall n \}, (\Phi_C)_n =$$

$$\sum_{l \in \mathbb{O}(n)} \left( (\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l \right)^{-1} + (\mathbf{H}_\lambda)_n^{-1}.$$

$\bar{\Omega}_{[t]}$ 的对角结构(下文省略时隙下标 $[t]$ ):  $\bar{\Omega} = \text{Diag} \{ \bar{\Omega}_A \bar{\Omega}_B \bar{\Omega}_C \}$ , 其中,

$$(1) \bar{\Omega}_A \in \mathbb{R}^{(N-1)F \times (N-1)F}: \bar{\Omega}_A = \text{Diag} \{ \bar{\Omega}_A^f, \forall f \},$$

$$\bar{\Omega}_A^f = \text{Diag} \left\{ \left( \bar{\Omega}_A^f \right)_n, \forall n \neq \text{Dst}(f) \right\}, \left( \bar{\Omega}_A^f \right)_n =$$

$$\sum_{l \in \mathbb{I}(n)} \left[ (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} \left( 1 + (a_l^{(f)})_{\text{Tx}(l)} \right) \right] - \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} \left[ (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} \right.$$

$$\left. \left( 1 + (a_l^{(f)})_{\text{Rx}(l)} \right) \right], \text{规定 } (a_l^{(f)})_{\text{Dst}(f)} = 0;$$

$$(2) \bar{\Omega}_B \in \mathbb{R}^{L \times L}: \bar{\Omega}_B = \text{Diag} \{ (\bar{\Omega}_B)_l, \forall l \}, (\bar{\Omega}_B)_l =$$

$$\sum_{f=1}^F \left( (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} 1_{\text{Dst}(f)}(l) - C_l' \left( (\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l \right)^{-1} \right),$$

$$\text{其中, } 1_{\text{Dst}(f)}(l) = \begin{cases} 1, & \text{Tx}(l) = \text{Dst}(f) \\ -1, & \text{Rx}(l) = \text{Dst}(f) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

为定义

$$(3) \bar{\Omega}_C \in \mathbb{R}^{N \times N}: \bar{\Omega}_C = \text{Diag} \{ (\bar{\Omega}_C)_n, \forall n \}, (\bar{\Omega}_C)_n =$$

$$\sum_{l \in \mathbb{O}(n)} \left( -C_l' \left( (\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l \right)^{-1} \right).$$

根据上述结论及式(31), 结合 $G_{[t]}$ 的分裂结果, 得到节点拥塞价格 $w_n^f$ 、链路拥塞价格 $w_l^v$ 和节点功率价格 $w_n^\lambda$ 的分布式更新公式为

$$\begin{aligned}
(w_l^v)^{k+1} = & [(\Phi_B)_l + \beta(\bar{\Omega}_B)_l]^{-1} \left[ \beta(\bar{\Omega}_B)_l (w_l^v)^k + C_l' ((\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l)^{-1} (w_{\text{Tx}(l)}^\lambda)^k \right. \\
& \left. - \sum_{f=1}^F \left( (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} (a_l^{(f)})_{\text{Rx}(l)} (w_{\text{Rx}(l)}^f)^k - (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} (a_l^{(f)})_{\text{Tx}(l)} (w_{\text{Tx}(l)}^f)^k \right) \right] \\
& + [(\Phi_B)_l + \beta(\bar{\Omega}_B)_l]^{-1} \left[ \sum_{f=1}^F \left( (\mathbf{H}_u^l)_f^{-1} (u_l^{(f)})^{-1} \right) - C_l' ((\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l)^{-1} (p_l)^{-1} + (v_l)^{-1} \right] \quad (34)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
(w_n^\lambda)^{k+1} = & [(\Phi_C)_n + \beta(\bar{\Omega}_C)_n]^{-1} \left[ \beta(\bar{\Omega}_C)_n (w_n^\lambda)^k - \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} \left( -C_l' ((\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l)^{-1} \right) (w_l^v)^k \right] \\
& + [(\Phi_C)_n + \beta(\bar{\Omega}_C)_n]^{-1} \left[ \sum_{l \in \mathbb{O}(n)} \left[ ((\mathbf{H}_p)_l - \mathbf{D}_l)^{-1} p_l^{-1} \right] + (\mathbf{H}_\lambda)_n^{-1} \lambda_n^{-1} \right] \quad (35)
\end{aligned}$$

### 3.2.3 迭代步长控制及停止迭代准则

实际计算时, 每次的迭代步长 $\pi_{[t]}$ 由式(36)给出<sup>[15]</sup>

$$\pi_{[t]} = (1 + \lambda(\mathbf{y}_{[t]}))^{-1} \quad (36)$$

其中,  $\lambda(\mathbf{y}_{[t]}) = \sqrt{\Delta \mathbf{y}_{[t]}^T \mathbf{H}_{[t]} \Delta \mathbf{y}_{[t]}}$ , 称为牛顿减量。由于 $\mathbf{H}_{[t]}$ 是对角矩阵, 于是牛顿减量可在各节点分布式计算

$$\lambda(\mathbf{y}_{[t]}) = \sqrt{\sum_i (\Delta \mathbf{y}_{[t]})_i^2 (\mathbf{H}_{[t]})_{i,i}} \quad (37)$$

各节点将计算结果广播给其他节点, 最终计算获得 $\lambda(\mathbf{y}_{[t]})$ 。每次迭代都要对牛顿减量进行计算, 当 $\lambda(\mathbf{y}_{[t]}) \leq \varepsilon$  ( $\varepsilon$ 是收敛精度,  $\varepsilon > 0$ )时, 更新惩罚因子 $\mu = k\mu$  ( $k > 1$ ), 如果 $\mu \rightarrow \infty$ , 则停止迭代。

### 3.2.4 分布式优化算法的实现

联合拥塞控制、路由及功率分配的分布式牛顿法实施过程如下:

(1) 初始化阶段: 初始化障碍函数惩罚因子 $\mu$ 、业务流源速率 $s_{f,[0]}$ 、链路速率 $u_{l,[0]}^{(f)}$ 、链路功率 $p_{l,[0]}$ , 以及节点拥塞价格 $w_{n,[0]}^f$ 、链路拥塞价格 $w_{l,[0]}^v$ 和节点功率价格 $w_{n,[0]}^\lambda$ 。然后根据式(7)–式(9)初始化松弛变量 $\varphi_{f,[0]}^n$ ,  $v_{l,[0]}$ 和 $\lambda_{n,[0]}$ 。

(2) 对偶变量更新: 在时隙 $t$ , 各节点通过式(33)–式(35)迭代计算对偶变量 $w_{n,[t]}^f$ ,  $w_{l,[t]}^v$ ,  $w_{n,[t]}^\lambda$ 。

(3) 原始变量更新: 在时隙 $t$ , 各节点通过式(24)–式(29)计算原始变量的牛顿方向 $\Delta s_{f,[t]}$ ,  $\Delta u_{l,[t]}^{(f)}$ ,  $\Delta p_{l,[t]}$ ,  $\Delta \varphi_{f,[t]}^n$ ,  $\Delta v_{l,[t]}$ ,  $\Delta \lambda_{n,[t]}$ ; 再通过式(36)、式(37)更新迭代步长 $\pi_{[t]}$ 和牛顿减量 $\lambda(\mathbf{y}_{[t]})$ ; 最后根据式(13)更新业务流源速率、链路速率、链路功率以及松弛变量。

(4) 停止迭代判决: 当 $\lambda(\mathbf{y}_{[t]}) \leq \varepsilon$ 时, 更新惩罚因子 $\mu = k\mu$  ( $k > 1$ ), 如果 $\mu \rightarrow \infty$ , 则算法停止迭代, 各节点按照优化结果对网络进行配置; 否则 $t = t + 1$ , 继续更新。

## 4 仿真结果与分析

考虑一个无线多跳网络, 以图1为例, 网络中有6个节点, 2条业务流, 链路是双向的。业务流1为N1~N6; 业务流2为N2~N5。将网络效用 $(\sum_f \lg(s_f))$ 、能量效用 $(\sum_f s_f / \sum_l p_l)$ 、网络中的平均队列长度以及算法的收敛性作为衡量算法性能的主要指标。

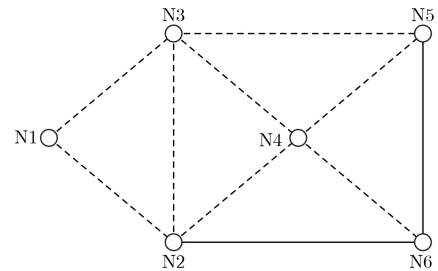


图1 网络拓扑

仿真参数设置为: 初始业务流的源速率为0.8 Mbps, 链路速率为0.5 Mbps。为保证仿真环境相同, 网络中节点的总功率跟文献[2,5,6]的仿真环境相同, 链路初始发送功率为0.09 W。

图2比较了算法的网络效用与收敛性能。可见, 本文所提算法使用动态功率分配策略, 解决了在固定功率分配下的链路拥塞瓶颈, 具有最优的网络效用。在收敛性能上, 本文所提算法在大约200个时隙就达到收敛, 相对于文献[2,6]的算法收敛速度提高了几倍, 与文献[5]的算法相比, 其收敛

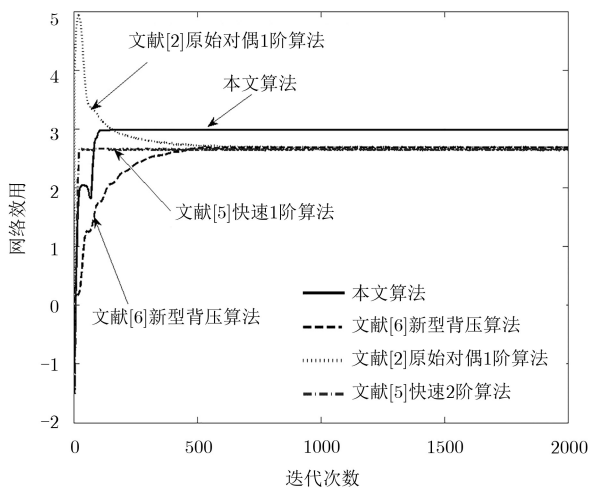


图2 网络效用

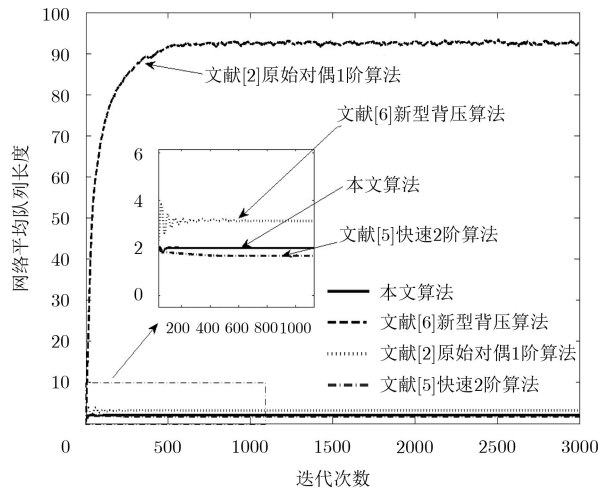


图4 网络平均队列长度

速度稍慢。这是因为本文所提算法采用阻尼牛顿法，是超线性收敛的，而文献[2,6]的算法都是1阶收敛速度，文献[5]的算法是2阶收敛速度。但文献[5]算法中迭代步长的更新只能集中式实现，限制了算法的使用范围，且迭代步长更新过程需要收集全局信息，这使信令开销增加，同时，使用双重牛顿方向更新的方法也使得算法计算复杂度过高。

图3和图4分别对比了算法的能量效用和网络平均队列长度，从图3可见，本文所提算法动态分配链路功率，在一些链路上网络流量很小，此时只需很小的信道容量就能满足传输需求，因此节点只需分配少量功率给这些链路，将剩余功率分配给瓶颈链路，增大信道容量，进而降低网络拥塞，使网络能传输更多的流量，因此网路整体的能量效用就会有所提升。相对于文献[2,5,6]的算法，能量效用提升了24.68%。从图4明显可见，本文所提算法与文献[5,6]的算法都能很好地控制缓存区的队列积压，其中本文算法与文献[5]的算法网络平均队列长度几

乎一致，而原始对偶1阶算法的队列积压却相当大，这是因为原始对偶1阶算法的效用-时延折中为 $[O(1/V), O(V)]$ (仿真设置 $V=1000$ )，这表示如果想要获得更大的网络效用，那么势必会造成缓存区内更多的队列积压，也就意味着会导致更大的传输时延。

### 5 结论

本文针对节点功率受限的无线多跳网络，提出一种基于牛顿法的联合拥塞控制、路由及功率分配的分布式算法。相比目前已知算法，所提算法具有更快的收敛速度，并通过对功率的优化分配，提高了网络效用和能量效用，同时能够将网络中的队列积压控制在一个很低的水平。

### 参考文献

- [1] 冯维, 冯穗力, 丁跃华, 等. 无线多跳网络下基于过时信道状态信息的跨层资源分配[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(11): 2750-2755. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00546. FENG Wei, FENG Suili, DING Yuehua, et al. Cross-layer resource allocation with outdated channel state information in wireless multi-hop networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(11): 2750-2755. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00546.
- [2] ERYILMAZ A and SRIKANT R. Joint congestion control, routing, and MAC for stability and fairness in wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2006, 24(8): 1514-1524. doi: 10.1109/jsac.2006.879361.
- [3] 石雷, 韩江洪, 石怡, 等. 无线多跳网络下基于干扰管理的高容量跨层优化策略[J]. 通信学报, 2014, 35(12): 89-97. doi: 10.3969/j.issn.1000-436x.2014.12.011. SHI Lei, HAN Jiang hong, SHI Yi, et al. High capacity cross layer optimization strategy for multi-hop wireless network

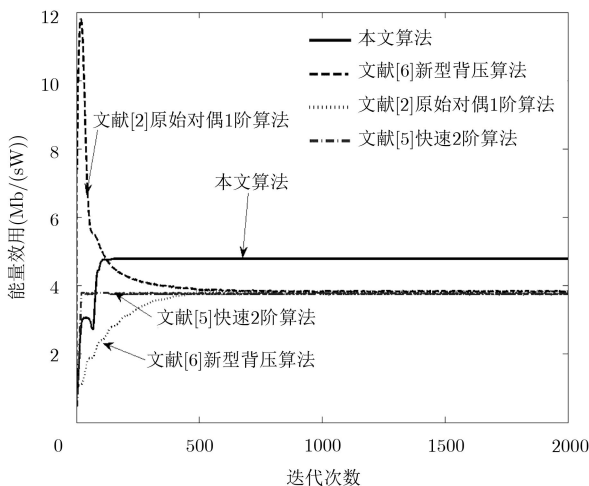


图3 能量效用图

- with interference management[J]. *Journal on Communications*, 2014, 35(12): 89–97. doi: [10.3969/j.issn.1000-436x.2014.12.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-436x.2014.12.011).
- [4] ALHOSAINY A and KUNZ T. Joint Optimal Congestion, Multipath Routing, and Contention Control for Wireless Ad-hoc Networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, PP(99): 1–1. doi: [10.1109/lcomm.2017.2739139](https://doi.org/10.1109/lcomm.2017.2739139).
- [5] MALEKSHAN K R, ZHUANG W. Joint Scheduling and Transmission Power Control in Wireless Ad Hoc Networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, PP(99): 1–1. doi: [10.1109/wcsp.2009.5371646](https://doi.org/10.1109/wcsp.2009.5371646).
- [6] WEI E, OZDAGLAR A, and JADBABAIE A. A distributed newton method for network utility maximization[C]. 49th IEEE Conference on Decision and Control, Atlanta, USA, 2010: 1816–1821. doi: [10.1109/cdc.2010.5718026](https://doi.org/10.1109/cdc.2010.5718026).
- [7] LIU Jia and SHERALI H D. A distributed Newton's method for joint multi-hop routing and flow control: Theory and algorithm[C]. 2012 Proceedings IEEE INFOCOM, Orlando, USA, 2012: 2489–2497. doi: [10.1109/infcom.2012.6195640](https://doi.org/10.1109/infcom.2012.6195640).
- [8] LIU Jia, SHROFF N B, XIA C, *et al.* Joint congestion control and routing optimization: an efficient second-order distributed approach[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2016, 24(3): 1404–1420. doi: [10.1109/TNET.2015.2415734](https://doi.org/10.1109/TNET.2015.2415734).
- [9] YU Hao and NEELY M J. A new backpressure algorithm for joint rate control and routing with vanishing utility optimality gaps and finite queue lengths[C]. IEEE INFOCOM 2017-IEEE Conference on Computer Communications, Orlando, USA, 2017: 1–9. doi: [10.1109/infocom.2017.8057157](https://doi.org/10.1109/infocom.2017.8057157).
- [10] HAI L, GAO Q, WANG J, *et al.* Delay-optimal backpressure routing algorithm for multi-hop wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, PP(99): 1–1. doi: [10.1109/TVT.2017.2770183](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2770183).
- [11] JU H, LIANG B, LI J, *et al.* Dynamic power allocation for throughput utility maximization in interference-limited networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2013, 2(1): 22–25. doi: [10.1109/wcl.2012.100912.120512](https://doi.org/10.1109/wcl.2012.100912.120512).
- [12] NEELY M J. Super-fast delay tradeoffs for utility optimal fair scheduling in wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2006, 24(8): 1489–1501. doi: [10.1109/jsac.2006.879357](https://doi.org/10.1109/jsac.2006.879357).
- [13] HIRIART-URRUTY J B and LEMARÉCHAL C. Convex analysis and minimization algorithms[J]. *Grundlehren Der Mathematischen Wissenschaften*, 1993, 1185(1): 150–159. doi: [10.1007/978-3-662-06409-2\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-662-06409-2_2).
- [14] WOŹNICKI Z I. Matrix splitting principles[J]. *International Journal of Mathematics and Mathematical Sciences*, 2001, 28(5): 251–284. doi: [10.1155/s0161171201007062](https://doi.org/10.1155/s0161171201007062).
- [15] NESTEROV I E and NEMIROVSKIĬ A S. Interior point polynomial algorithms in convex programming, SAM[J]. *Studies in Applied Mathematics Philadelphia Siam*, 1994, 6(4): 344–345. doi: [10.1137/1.9781611970791](https://doi.org/10.1137/1.9781611970791).
- 冯 维: 女, 1984年生, 讲师, 博士, 研究方向为无线多跳网络资源分配算法。
- 徐永鑫: 男, 1997年生, 本科生, 研究方向为无线传感器网络等资源分配。
- 刘 浩: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为无线多跳网络优化问题。
- 许晓荣: 男, 1982年生, 副教授, 博士, 研究方向为认知无线网络、压缩感知、无线传感器网络。
- 姚英彪: 男, 1976年生, 教授, 博士, 研究方向为无线传感器网络。