



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113473499 A

(43) 申请公布日 2021. 10. 01

(21) 申请号 202110673957.2

(22) 申请日 2021.06.17

(71) 申请人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区双清路30号清华大学

(72) 发明人 刘坤瓚 戴凌龙 张子健

(74) 专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 谢志超

(51) Int. Cl.

H04W 24/02 (2009.01)

H04W 72/04 (2009.01)

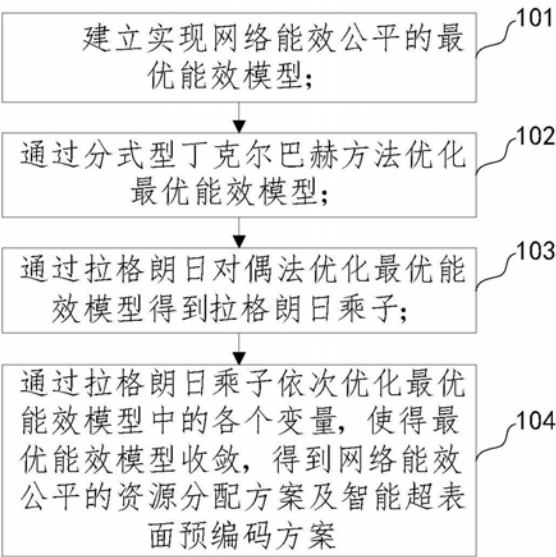
权利要求书6页 说明书17页 附图4页

(54) 发明名称

能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法与装置

(57) 摘要

本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法与装置,包括:多个基站、多个终端以及多个智能超表面,所述基站通过正交频分多址方式分配载波。在传统的无蜂窝网络中引入智能超表面,使用智能超表面做通信中继对信道环境进行调控,从而以一种低成本方式提高网络能效;针对该网络提出一套资源分配方案与预编码方案,通过对网络能效公平的最优能效模型的建立以及通过分式型规划、拉格朗日对偶等方法联合优化了网络模型中的各变量,从而有效提升上行网络中最差能效终端的性能,在所提出的资源分配方案及预编码方案下可获得相比传统网络更好的性能。



1. 一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述方法应用于所述无蜂窝网络,其特征在于,所述无蜂窝网络包括:多个基站、多个终端以及多个智能超表面,所述基站通过正交频分多址方式分配载波;所述方法包括:

建立实现网络能效公平的最优能效模型;

通过分式型丁克尔巴赫方法优化最优能效模型;

通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子;

通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案。

2. 根据权利要求1所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,其特征在于,所述将建立实现网络能效公平的最优能效模型,包括:所述无蜂窝网络假设包括B个基站、Q个智能超表面以及K个终端,在第b个基站上布置M个天线,第q个智能超表面包含N个单元,采用正交频分多址实现网络上行传输,其中包含有P个子载波;信道模型 $h_{b,k,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $f_{q,k,p} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $G_{b,q,b} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 表示对于所有的 $k \in [K]$, $b \in [B]$, $p \in [P]$, $q \in [Q]$ 的从终端k到基站b的子载波p上的频域信道,假设所有信道状态信息在基站处是已知的,对于所有 $q \in [Q]$,令

$$\Theta_q := \text{diag}(\theta_q) = \text{diag}([\theta_{q,1}, \dots, \theta_{q,N}]^T)$$

上式表示第q个智能超表面的相移矩阵, θ_q 表示反射系数,其可以取值于连续集合也可以取值于离散集合;

对所有k和p, $\hat{s}_{k,p}$ 表示终端k在子载波p上传输的数据,并假设k和p均为具有零均值和单位方差的独立同分布的高斯随机变量,令 $y_{b,k,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示终端k发出、经过子载波p而到达第b个基站的信号,可以被写为

$$\begin{aligned} y_{b,k,p} &= \left(h_{b,k,p} + \sum_{q=1}^Q G_{b,q,p}^H \Theta_q f_{q,k,p} \right) \sqrt{W_{k,p}} \hat{s}_{k,p} + z_{b,p} \\ &:= H_{b,k,p} \sqrt{W_{k,p}} \hat{s}_{k,p} + z_{b,p} \end{aligned}$$

上式中, $w_{k,p}$ 表示第k个终端在第p个子载波上的传输功率, $z_{b,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示基站b在子载波p上的加性高斯白噪声,其中

$$H_{b,k,p} = h_{b,k,p} + \sum_{q=1}^Q G_{b,q,p}^H \Theta_q f_{q,k,p}$$

表示终端k和基站b在子载波p上的等效信道,包括一个直射信道和Q个反射信道,在基站处组合后,它可以由合并向量 $w_{b,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示,而 $\hat{s}_{k,p}$ 的解码信噪比为

$$\text{SNR}_{k,p} = \frac{W_{k,p} \left| \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H H_{b,k,p} \right|^2}{\sum_{b=1}^B \|w_{b,p}^H\|^2 \sigma_0^2}$$

定义 $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_{1,1} & \dots & W_{1,P} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{B,1} & \dots & W_{B,P} \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_Q \end{bmatrix}$, 则和速率 R_k 可表示为

$$R_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,p})$$

其中 $\rho_{k,p}$ 表示一个指示子载波 p 是否被分配给终端 k 的示性变量; 为了实现能效公平, 定义发送功率 W_k 和终端 k 的总功耗 $\tilde{W}_k$ 为:

$$W_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) = \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} W_{k,p}$$

$$\tilde{W}_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) = A_k W_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) + \bar{W}_k$$

其中因数 A_k , $\bar{W}_k$ 分别表示能量转换效率和终端 k 的静态功耗, 因此, 终端 k 的能效可表示为

$$\eta_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{R_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta})}{\tilde{W}_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P})}$$

因此, 实现网络能效公平的最优能效模型形式化地描述为:

$$\max_{\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}} \min_k \eta_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta})$$

$$\text{s.t. C1: } R_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) \geq R_k^{\text{req}}, \forall k$$

$$\text{C2: } W_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) \leq W_k^{\text{max}}, \forall k$$

$$\text{C3: } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}_1 \text{ or } \mathcal{F}_2, \forall q, n$$

$$\text{C4: } \sum_{k=1}^K \rho_{k,p} \leq 1, \forall p$$

$$\text{C5: } \rho_{k,p} \in \{0, 1\}, \forall k, p$$

其中 C1 表示满足终端的速率要求, R_k^{req} 表示所需的传输速率, C2 表示发射功率约束, W_k^{max} 表示最大发射功率, C3 表示智能超表面相移约束条件, C4 和 C5 表示正交频分多址载波分配要求。

3. 根据权利要求 2 所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法, 其特征在于, 所述通过分式型丁克尔巴赫算法优化最优能效模型, 包括: 根据丁克尔巴赫方法最优能效模型的最优公平能效 η^* 满足:

$$\begin{aligned} & \max_{\rho, W, w, \theta} \min_k \left[R_k(\rho, W, w, \theta) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho, W) \right] \\ & = \min_k \left[R_k(\rho^*, W^*, w^*, \theta^*) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho^*, W^*) \right] = 0 \end{aligned}$$

通过交替优化求解最优的 η^* ,即:

$$\begin{aligned} & \max_{\rho, W, w, \theta} \min_k \left[R_k(\rho, W, w, \theta) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho, W) \right] \\ & \text{s.t. } C1, C2, C3, C4, C5. \end{aligned}$$

4. 权利要求3所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,其特征在于,所述通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子,包括:通过拉格朗日对偶法获得最优能效模型的拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned} & \mathcal{L}(\rho, W, w, \theta, \varphi, \alpha, \beta, \gamma, \kappa) \\ & = \varphi + \sum_{k=1}^K \alpha_k \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,p}) - R_k^{\text{req}} \right] \\ & \quad + \sum_{k=1}^K \beta_k \left(W_k^{\max} - \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} W_{k,p} \right) \\ & \quad + \sum_{k=1}^K \gamma_k \left\{ \sum_{p=1}^P \left[\rho_{k,p} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,p}) - \eta A_k \rho_{k,p} W_{k,p} \right] \right. \\ & \quad \left. - \eta \bar{W}_k - \varphi \right\} + \sum_{p=1}^P \kappa_p \left(1 - \sum_{k=1}^K \rho_{k,p} \right) \end{aligned}$$

其中 α 、 β 、 γ 、 κ 分别为拉格朗日乘子。

5. 根据权利要求4所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,其特征在于,所述通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案,包括:

通过应用关于 $W_{k,p}$ 的Karush-Kuhn-Tucker条件得到网络能效公平的资源分配方案中的功率分配变量的优化结果 $W_{k,p}^*$:

$$W_{k,p}^* = \left[\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} - \frac{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2} \right]^+.$$

6. 根据权利要求4所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,其特征在于,所述通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案,包括:

通过应用关于 $\rho_{k,p}$ 的Karush-Kuhn-Tucker条件得到网络能效公平的资源分配方案中的

子载波分配变量的优化结果 $\rho_{k,p}^*$ ：

$$\rho_{k,p}^* = \begin{cases} 1, & \kappa_p < L_{k,p} \\ 0, & \kappa_p > L_{k,p} \end{cases}$$

其中

$$L_{k,p} = (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \left[\log_2 \left(\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} \cdot \frac{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2} \right) \right]^+ - \frac{1}{\ln 2} \left[1 - \frac{1}{\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} \cdot \frac{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2}} \right]^+ \right\}$$

7. 根据权利要求4所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,其特征在于,所述通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案,包括:引入辅助变量将网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化问题及智能超表面预编码问题转化为凸优化问题,对所述凸优化问题进行处理得到闭式最优解。

8. 根据权利要求7所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,其特征在于,所述引入辅助变量将网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化问题及智能超表面预编码问题转化为凸优化问题,对所述凸优化问题进行处理得到闭式最优解,包括:

引入一个辅助变量 $\mu \in \mathbb{C}^{K \times P}$ 得到:

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{w}, \theta, \mu} \mathcal{L}_1(\mathbf{w}, \theta, \mu) \\ & \text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n \end{aligned}$$

其中

$$\mathcal{L}_1(\mathbf{w}, \theta, \mu) = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \left[\ln(1 + \mu_{k,p}) - \mu_{k,p} + \frac{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p} |\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2}{W_{k,p} |\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2 + \|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2} \right] \right\}$$

关于 $\mu_{k,p}$ 求导得到最优 $\mu_{k,p}$ 为:

$$\mu_{k,p}^* = \frac{W_{k,p} |\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2}{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2}$$

进一步引入辅助变量 $v \in \mathbb{C}^{K \times P}$, 得到:

$$\begin{aligned} & \max_{w, \theta, v} \mathcal{L}_2(w, \theta, v) \\ & \text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_2(w, \theta, v) = & \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \right. \\ & \left[\ln(1 + \mu_{k,p}) - \mu_{k,p} + 2\sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p} \operatorname{Re}\{v_{k,p}^* w_p^H H_{k,p}\}} \right. \\ & \left. \left. - |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} |w_p^H H_{k,p}|^2 + \|w_p^H\|^2 \sigma_0^2) \right] \right\} \end{aligned}$$

关于 $v_{k,p}$ 求导得到最优 $v_{k,p}$ 为:

$$v_{k,p}^* = \frac{\sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p} w_p^H H_{k,p}}}{W_{k,p} |w_p^H H_{k,p}|^2 + \|w_p^H\|^2 \sigma_0^2}$$

关于 w 求导得到最优 w , 得到网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化结果为:

$$\begin{aligned} w_p^* = & \left[\sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \rho_{k,p} |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} H_{k,p} H_{k,p}^H + \sigma_0^2 I) \right]^{-1} \\ & \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \rho_{k,p} \sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p} v_{k,p}^* H_{k,p}} \end{aligned}$$

9. 根据权利要求7所述的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法, 其特征在于, 所述引入辅助变量将网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化问题及智能超表面预编码问题转化为凸优化问题, 对所述凸优化问题进行处理得到闭式最优解, 包括: 智能超表面预编码定义为:

$$a_{k,p} = \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H h_{b,k,p}, b_{k,p}^H = \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H G_{b,p}^H \operatorname{diag}(f_{k,p})$$

其中

$$G_{b,p} = [G_{b,1,p}^T, \dots, G_{b,Q,p}^T]^T, f_{k,p} = [f_{1,k,p}^T, \dots, f_{Q,k,p}^T]^T$$

$w_p^H H_{k,p}$ 为:

$$\begin{aligned} w_p^H H_{k,p} &= \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H h_{b,k,p} + \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H G_{b,p}^H \operatorname{diag}(f_{k,p}) \theta \\ &= a_{k,p} + b_{k,p}^H \theta \end{aligned}$$

相应地, 智能超表面预编码的子问题为:

$$\max_{\theta} \mathcal{L}_3(\theta)$$

$$\text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n$$

其中

$$\mathcal{L}_3(\theta, \lambda) = -\theta^H U \theta + 2\text{Re}\{\theta^H v\} + C$$

其中

$$U = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} |v_{k,p}|^2 W_{k,p} b_{k,p} b_{k,p}^H \right],$$

$$v = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \left(v_{k,p} \sqrt{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p}} - |v_{k,p}|^2 W_{k,p} a_{k,p} \right) b_{k,p} \right],$$

$$C = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \left[2 \sqrt{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p}} \text{Re}\{v_{k,p} a_{k,p}^*\} - |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} |a_{k,p}|^2 + \|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2) \right] \right\}$$

通过标准优化工具求解智能超表面预编码的子问题，

通过使用投影法解得到 $\theta_{q,n}^{\text{sub}}$ 即为网络能效公平的智能超表面预编码方案的有限精度预编码结果：

$$\angle \theta_{q,n}^{\text{sub}} = \arg \min_{\phi \in \mathcal{F}_2} |\angle \theta_{q,n}^* - \angle \phi| \quad (\forall q, n)。$$

10. 一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码装置，所述装置应用于所述无蜂窝网络，其特征在于，所述无蜂窝网络包括：多个基站、多个终端以及多个智能超表面，所述基站通过正交频分多址方式分配载波；所述装置包括：

建模单元，用于构建实现网络能效公平的最优能效模型；

模型变换单元，用于将所述最优能效模型的优化问题转化为凸优化问题；

处理单元，用于优化处理凸优化问题得出实现网络能效公平的资源分配及预编码方案。

能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法与装置

技术领域

[0001] 本发明涉及无线移动通信技术领域,尤其涉及一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法与装置。

背景技术

[0002] 网络技术是提高无线通信容量的核心技术之一。相比于4G网络,5G网络容量将会达到原来的1000倍左右。如图1所示,在目前广泛布置的蜂窝网络中,在小区中的终端一般是被一个基站来服务,因此处于小区边界处的终端通常会受到来自旁边小区的严重的小区间干扰。超密集网络(Ultra-Dense Network,UDN)是一种进一步提升网络容量的通信备选技术。超密集网络的核心思想是增大网络基站数以及减小蜂窝网络的小区大小。然而,随着小区密度的增加,小区间干扰会不断增大。协作理论已经证明,网络性能上界受小区间干扰影响,即说明小区间干扰已经成为限制超密集网络容量的瓶颈。这个内在的问题是由蜂窝网络的特点所决定的,难以找到方法解决。

[0003] 为了解决这一问题,一种新的称为无蜂窝网络的概念被提出。相比传统以小区为中心的网络,无蜂窝网络是一种以终端为中心的网络,其中所有基站共同协作服务所有终端而不存在小区限制。由于无蜂窝网络中不存在小区间干扰的限制,这也被认为是未来通信的潜在技术,也吸引了相关的资源分配、预编码和信道估计等方面的研究(参考E.Nayebi,A.Ashikhmin,T.L.Marzetta,and H.Yang,“Cell-free massive MIMO systems,”in Proc.2015 49th Asilomar Conf.Signals Sys.Comput.(ACSSC’15), Nov.2015,pp.695-699.)。

[0004] 然而,在无蜂窝网络中部署大量基站会导致难以接受的高功耗问题,因此无蜂窝网络的高功耗问题是目前业界亟待解决的重要课题。

发明内容

[0005] 本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法与装置,用以解决现有技术中无蜂窝网络中高功耗问题,实现无蜂窝网络以低成本、低功耗方式运行,同时解决了无蜂窝网络中的能效公平问题。

[0006] 本发明还提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述方法应用于所述无蜂窝网络,所述无蜂窝网络包括:多个基站、多个终端以及多个智能超表面,所述基站通过正交频分多址方式分配载波;所述方法包括:

[0007] 建立实现网络能效公平的最优能效模型;

[0008] 通过分式型丁克尔巴赫方法优化最优能效模型;

[0009] 通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子;

[0010] 通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案。

[0011] 根据本发明提供的一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述将建

立实现网络能效公平的最优能效模型,包括:所述无蜂窝网络假设包括B个基站、Q个智能超表面以及K个终端,在第b个基站上布置M个天线,第q个智能超表面包含N个单元,采用正交频分多址实现网络上行传输,其中包含有P个子载波;信道模型 $h_{b,k,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $f_{q,k,p} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $G_{b,q,b} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 表示对于所有的 $k \in [K]$, $b \in [B]$, $p \in [P]$, $q \in [Q]$ 的从终端k到基站b的子载波p上的频域信道,假设所有信道状态信息在基站处是已知的,对于所有 $q \in [Q]$,令

$$[0012] \quad \Theta_q := \text{diag}(\theta_q) = \text{diag}([\theta_{q,1}, \dots, \theta_{q,N}]^T)$$

[0013] 上式表示第q个智能超表面的相移矩阵, θ_q 表示反射系数,其可以取值于连续集合也可以取值于离散集合;

[0014] 对所有k和p, $\hat{s}_{k,p}$ 表示终端k在子载波p上传输的数据,并假设k和p均为具有零均值和单位方差的独立同分布的高斯随机变量,令 $y_{b,k,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示终端k发出、经过子载波p而到达第b个基站的信号,可以被写为

$$[0015] \quad y_{b,k,p} = \left(h_{b,k,p} + \sum_{q=1}^Q G_{b,q,p}^H \Theta_q f_{q,k,p} \right) \sqrt{W_{k,p}} \hat{s}_{k,p} + z_{b,p}$$

$$:= H_{b,k,p} \sqrt{W_{k,p}} \hat{s}_{k,p} + z_{b,p}$$

[0016] 上式中, $W_{k,p}$ 表示第k个终端在第p个子载波上的传输功率, $z_{b,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示基站b在子载波p上的加性高斯白噪声,其中

$$[0017] \quad H_{b,k,p} = h_{b,k,p} + \sum_{q=1}^Q G_{b,q,p}^H \Theta_q f_{q,k,p}$$

[0018] 表示终端k和基站b在子载波p上的等效信道,包括一个直射信道和Q个反射信道,在基站处组合后,它可以由合并向量 $w_{b,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示,而 $\hat{s}_{k,p}$ 的解码信噪比为

$$[0019] \quad \text{SNR}_{k,p} = \frac{W_{k,p} \left| \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H H_{b,k,p} \right|^2}{\sum_{b=1}^B \|w_{b,p}^H\|^2 \sigma_0^2}$$

$$[0020] \quad \text{定义 } \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & \dots & w_{1,P} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{B,1} & \dots & w_{B,P} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_Q \end{bmatrix}, \text{ 则和速率 } R_k \text{ 可表示为}$$

$$[0021] \quad R_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,p})$$

[0022] 其中 $\rho_{k,p}$ 表示一个指示子载波p是否被分配给终端k的示性变量;为了实现能效公

平,定义发送功率 W_k 和终端k的总功耗 $\tilde{W}_k$ 为:

$$[0023] \quad W_k(\rho, P) = \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} W_{k,p}$$

$$[0024] \quad \tilde{W}_k(\rho, P) = A_k W_k(\rho, P) + \bar{W}_k$$

[0025] 其中因数 A_k , $\bar{W}_k$ 分别表示能量转换效率和终端k的静态功耗,因此,终端k的能效可表示为

$$[0026] \quad \eta_k(\rho, W, w, \theta) = \frac{R_k(\rho, W, w, \theta)}{\tilde{W}_k(\rho, P)}$$

[0027] 因此,实现网络能效公平的最优能效模型形式化地描述为:

$$[0028] \quad \max_{\rho, W, w, \theta} \min_k \eta_k(\rho, W, w, \theta)$$

$$[0029] \quad \text{s.t. \&C1: } R_k(\rho, P, w, \theta) \geq R_k^{\text{req}}, \forall k$$

$$[0030] \quad \text{C2: } W_k(\rho, P) \leq W_k^{\text{max}}, \forall k$$

$$[0031] \quad \text{C3: } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}_1 \text{ or } \mathcal{F}_2, \forall q, n$$

$$[0032] \quad \text{C4: } \sum_{k=1}^K \rho_{k,p} \leq 1, \forall p$$

$$[0033] \quad \text{C5: } \rho_{k,p} \in \{0,1\}, \forall k, p$$

[0034] 其中C1表示满足终端的速率要求, R_k^{req} 表示所需的传输速率, C2表示发射功率约束, W_k^{max} 表示最大发射功率, C3表示智能超表面相移约束条件, C4和C5表示正交频分多址载波分配要求。

[0035] 根据本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述通过分式型丁克尔巴赫算法优化最优能效模型,包括:根据丁克尔巴赫方法最优能效模型的最优公平能效 η^* 满足:

$$[0036] \quad \begin{aligned} & \max_{\rho, W, w, \theta} \min_k [R_k(\rho, W, w, \theta) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho, W)] \\ & = \min_k [R_k(\rho^*, W^*, w^*, \theta^*) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho^*, W^*)] = 0 \end{aligned}$$

[0037] 通过交替优化求解最优的 η^* ,即:

$$[0038] \quad \max_{\rho, W, w, \theta} \min_k \left[R_k(\rho, W, w, \theta) \eta \tilde{W}_k(\rho, W) \right]$$

[0039] s. t. C1, C2, C3, C4, C5。

[0040] 根据本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子,包括:通过拉格朗日对偶法获得最优能效模型的拉格朗日函数为:

$$[0041] \quad \begin{aligned} & \mathcal{L}(\rho, W, w, \theta, \varphi, \alpha, \beta, \gamma, \kappa) \\ &= \varphi + \sum_{k=1}^K \alpha_k \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,p}) - R_k^{\text{req}} \right] \\ &+ \sum_{k=1}^K \beta_k \left(W_k^{\text{max}} - \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} W_{k,p} \right) \\ &+ \sum_{k=1}^K \gamma_k \left\{ \sum_{p=1}^P \left[\rho_{k,p} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,p}) - \eta A_k \rho_{k,p} W_{k,p} \right] \right. \\ &\quad \left. - \eta \bar{W}_k - \varphi \right\} + \sum_{p=1}^P \kappa_p \left(1 - \sum_{k=1}^K \rho_{k,p} \right) \end{aligned}$$

[0042] 其中 α 、 β 、 γ 、 κ 分别为拉格朗日乘子。

[0043] 根据本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案,包括:

[0044] 通过应用关于 $W_{k,p}$ 的Karush-Kuhn-Tucker条件得到网络能效公平的资源分配方案中的功率分配变量的优化结果 $W_{k,p}^*$:

$$[0045] \quad W_{k,p}^* = \left[\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} - \frac{\|w_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|w_p^H H_{k,p}|^2} \right]^+.$$

[0046] 根据本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案,包括:

[0047] 通过应用关于 $\rho_{k,p}$ 的Karush-Kuhn-Tucker条件得到网络能效公平的资源分配方案中的子载波分配变量的优化结果 $\rho_{k,p}^*$:

$$[0048] \quad \rho_{k,p}^* = \begin{cases} 1, & \kappa_p < L_{k,p} \\ 0, & \kappa_p > L_{k,p} \end{cases}$$

[0049] 其中

$$\begin{aligned}
& L_{k,p} \\
& = (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \left[\log_2 \left(\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} \cdot \frac{\|w_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|w_p^H H_{k,p}|^2} \right) \right]^+ \right. \\
[0050] \quad & \left. - \frac{1}{\ln 2} \left[1 - \frac{1}{\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} \cdot \frac{\|w_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|w_p^H H_{k,p}|^2}} \right]^+ \right\}.
\end{aligned}$$

[0051] 根据本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案,包括:引入辅助变量将网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化问题及智能超表面预编码问题转化为凸优化问题,对所述凸优化问题进行处理得到闭式最优解。

[0052] 根据本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,所述引入辅助变量将网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化问题及智能超表面预编码问题转化为凸优化问题,对所述凸优化问题进行处理得到闭式最优解,包括:

[0053] 引入一个辅助变量 $\mu \in \mathbb{C}^{K \times P}$ 得到:

$$[0054] \quad \max_{w, \theta, \mu} \mathcal{L}_1(w, \theta, \mu)$$

$$[0055] \quad \text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n$$

[0056] 其中

$$\begin{aligned}
\mathcal{L}_1(w, \theta, \mu) = & \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \right. \\
[0057] \quad & \left. \left[\ln(1 + \mu_{k,p}) - \mu_{k,p} + \frac{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p} |w_p^H H_{k,p}|^2}{W_{k,p} |w_p^H H_{k,p}|^2 + \|w_p^H\|^2 \sigma_0^2} \right] \right\}
\end{aligned}$$

[0058] 关于 $\mu_{k,p}$ 求导得到最优 $\mu_{k,p}$ 为:

$$[0059] \quad \mu_{k,p}^* = \frac{W_{k,p} |w_p^H H_{k,p}|^2}{\|w_p^H\|^2 \sigma_0^2}$$

[0060] 进一步引入辅助变量 $v \in \mathbb{C}^{K \times P}$, 得到:

$$[0061] \quad \max_{w, \theta, v} \mathcal{L}_2(w, \theta, v)$$

$$[0062] \quad \text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n$$

[0063] 其中

$$\mathcal{L}_2(w, \theta, v) = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \right.$$

$$\left[\ln(1 + \mu_{k,p}) - \mu_{k,p} + 2\sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p} \operatorname{Re}\{v_{k,p}^* w_p^H H_{k,p}\}} \right. \\ \left. - |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} |w_p^H H_{k,p}|^2 + \|w_p^H\|^2 \sigma_0^2) \right\}$$

[0065] 关于 $v_{k,p}$ 求导得到最优 $v_{k,p}$ 为:

$$v_{k,p}^* = \frac{\sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p} w_p^H H_{k,p}}}{W_{k,p} |w_p^H H_{k,p}|^2 + \|w_p^H\|^2 \sigma_0^2}$$

[0067] 关于 w 求导得到最优 w , 得到网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化结果为:

$$w_p^* = \left[\sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \rho_{k,p} |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} H_{k,p} H_{k,p}^H + \sigma_0^2 I) \right]^{-1} \\ \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \rho_{k,p} \sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p} v_{k,p}^* H_{k,p}}$$

[0069] 根据本发明提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法, 所述引入辅助变量将网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化问题及智能超表面预编码问题转化为凸优化问题, 对所述凸优化问题进行处理得到闭式最优解, 包括: 智能超表面预编码定义为:

$$a_{k,p} = \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H h_{b,k,p}, b_{k,p}^H = \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H G_{b,p}^H \operatorname{diag}(f_{k,p})$$

[0071] 其中

$$G_{b,p} = [G_{b,1,p}^T, \dots, G_{b,Q,p}^T]^T, f_{k,p} = [f_{1,k,p}^T, \dots, f_{Q,k,p}^T]^T$$

[0073] $w_p^H H_{k,p}$ 为:

$$w_p^H H_{k,p} = \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H h_{b,k,p} + \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H G_{b,p}^H \operatorname{diag}(f_{k,p}) \theta \\ = a_{k,p} + b_{k,p}^H \theta$$

[0075] 相应地, 智能超表面预编码的子问题为:

$$\max_{\theta} \mathcal{L}_3(\theta)$$

$$\text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n$$

[0078] 其中

$$[0079] \quad \mathcal{L}_3(\theta, \lambda) = -\theta^H U \theta + 2\text{Re}\{\theta^H v\} + C$$

[0080] 其中

$$[0081] \quad U = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} |v_{k,p}|^2 W_{k,p} b_{k,p} b_{k,p}^H \right],$$

$$[0082] \quad v = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \left(v_{k,p} \sqrt{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p}} - |v_{k,p}|^2 W_{k,p} a_{k,p} \right) b_{k,p} \right],$$

$$[0083] \quad C = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \left[2\sqrt{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p}} \text{Re}\{v_{k,p} a_{k,p}^*\} - |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} |a_{k,p}|^2 + \|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2) \right] \right\}$$

[0084] 通过标准优化工具求解智能超表面预编码的子问题，

[0085] 通过使用投影法解得到 $\theta_{q,n}^{\text{sub}}$ 即为网络能效公平的智能超表面预编码方案的有限精度预编码结果：

$$[0086] \quad \angle \theta_{q,n}^{\text{sub}} = \arg \min_{\phi \in \mathcal{F}_2} |\angle \theta_{q,n}^* - \phi| \quad (\forall q, n).$$

[0087] 本发明还提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码装置，所述装置应用于所述无蜂窝网络，所述无蜂窝网络包括：多个基站、多个终端以及多个智能超表面，所述基站通过正交频分多址方式分配载波；所述装置包括：

[0088] 建模单元，用于构建实现网络能效公平的最优能效模型；

[0089] 模型变换单元，用于将所述最优能效模型的优化问题转化为凸优化问题；

[0090] 处理单元，用于优化处理凸优化问题得出实现网络能效公平的资源分配及预编码方案。

[0091] 本发明还提供一种电子设备，包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时实现如上述任一种所述能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法的步骤。

[0092] 本发明还提供一种非暂态计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，所述计算机程序被处理器执行时实现如上述任一种所述能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法的步骤。

[0093] 本发明提供的能效公平无蜂窝网络及其资源分配及预编码方法，在传统无蜂窝网络中加入智能超表面，通过智能超表面做通信中继对信道环境进行调控，从而以一种低成本、低功耗的方式提高无蜂窝网络的能效；另外，本发明提出了智能超表面辅助的宽带网络

中的最优能效问题,旨在提升上行网络中最差能效终端的性能。针对该问题,本发明设计的资源分配与预编码方案,该方案通过分式型规划、拉格朗日对偶等方法联合优化了终端功率分配、智能超表面预编码、基站信号合并以及网络载波分配等网络变量,从而有效提升上行网络中最差能效终端的性能,实现无蜂窝网络中终端的能效公平。

附图说明

[0094] 为了更清楚地说明本发明或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0095] 图1是现有技术中蜂窝网络的结构示意图;

[0096] 图2是本发明提供的智能超表面辅助的无蜂窝网络结构示意图;

[0097] 图3是本发明提供的智能超表面辅助的能效公平网络模型结构示意图;

[0098] 图4是本发明提供的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法的流程图;

[0099] 图5是本发明提供的智能超表面辅助的无蜂窝网络的仿真结果示意图;

[0100] 图6为本发明提供的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码装置的结构框图;

[0101] 图7是本发明提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0102] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明中的附图,对本发明中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0103] 下面结合图2描述本发明实施例提供的一种能效公平无蜂窝网络,包括:多个基站、多个终端以及多个智能超表面,所述基站通过正交频分多址方式分配载波。

[0104] 本发明实施例中,基站可选择单天线基站或多天线基站,正交频分多址(OFDMA)方式分配的载波可为单载波或多载波。本发明实施例中所指的能效公平也称最优能效公平,是为最大化最差终端的能效,能效的计算方式可根据不同的网络或者需求选择不同的方式,包括但不限于终端速率与静态功耗和动态功耗之和的比值、带权终端速率与静态功耗和动态功耗之和的比值等可以相互转化的形式。本发明实施例中智能超表面对信号可以进行相位调整,其硬件实现方式可有多种,相位调整精度包括但不限于连续可调、1比特离散可调等有限精度相位调整。

[0105] 如图1所示,在目前广泛布置的蜂窝网络中,在小区中的终端一般是被一个基站来服务,因此处于小区边界处的终端通常会受到来自旁边小区的严重的小区间干扰。

[0106] 如图2所示,在一以终端为中心的无蜂窝网络中,所有基站共同协作服务所有终端用户而不存在小区限制,因此无蜂窝网络中不存在小区干扰的限制。称为智能超表面(Reconfigurable Intelligent Surface,RIS)的新技术被刚刚提出,智能超表面由电磁超材料构成,它的出现为低成本和低功耗地提升频谱效率提供了可能。智能超表面作为一个由众多单元构成的大规模阵列,通过合适地调整各个单元的相位移位,它可以无源地将入

射电磁波以高增益反射到任意方向上。智能超表面辅助的无蜂窝网络如何提升这个网络的能量效率这一网络中的核心指标,尚无此方面的研究。

[0107] 下面结合图3-图5描述本发明实施例提供的一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,本发明实施例中的方法应用于上一实施例的智能超表面辅助的能效公平的无蜂窝中。

[0108] 如图3所示,本发明实施例建模了智能超表面辅助的无蜂窝网络下的能效公平问题,并在该网络下设计了相应的资源分配方案与预编码方案。

[0109] 如图4所示为本实施的方法的流程图,本发明实施例的方法包括:

[0110] 步骤101:建立实现网络能效公平的最优能效模型;

[0111] 本步骤中,建立的最优能效模型是用于解决网络的最优能效问题。

[0112] 本发明实施例中,无蜂窝网络假设包括B个基站、Q个智能超表面(RIS)以及K个单天线终端,在第b个基站上布置 M_b 个天线,第q个智能超表面(RIS)包含 N_q 个单元,采用正交频分多址(orthogonal frequency division multiple access,OFDMA)技术实现网络上行传输,其中包含有P个子载波。

[0113] 信道模型 $h_{b,k,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, $f_{q,k,p} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $G_{b,q,p} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 表示对于所有的 $k \in [K]$, $b \in [B]$, $p \in [P]$, $q \in [Q]$ 的从终端k到基站b的子载波p上的频域信道,假设所有信道状态信息在基站处是已知的(可通过信道估计方法获得),对于所有 $q \in [Q]$,令

[0114] $\Theta_q := \text{diag}(\theta_q) = \text{diag}([\theta_{q,1}, \dots, \theta_{q,N}]^T)$ (1)

[0115] (1)式中 Θ_q 表示第q个智能超表面(RIS)的相移矩阵, θ_q 表示反射系数,其可以取值于连续集合也可以取值于离散集合;

[0116] 对所有k和p, $\hat{s}_{k,p}$ 表示终端k在子载波p上传输的数据,并假设k和p均为具有零均值和单位方差的独立同分布的高斯随机变量,令 $y_{b,k,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示终端k发出、经过子载波p而到达b基站的信号,可以被写为

$$[0117] \quad y_{b,k,p} = \left(h_{b,k,p} + \sum_{q=1}^Q G_{b,q,p}^H \Theta_q f_{q,k,p} \right) \sqrt{W_{k,p}} \hat{s}_{k,p} + z_{b,p} \quad (2)$$

$$:= H_{b,k,p} \sqrt{W_{k,p}} \hat{s}_{k,p} + z_{b,p}$$

[0118] (2)式中 $W_{k,p}$ 表示第k个终端在第p个子载波上的传输功率, $z_{b,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示基站b在子载波p上的加性高斯白噪声(AWGN),其中

$$[0119] \quad H_{b,k,p} = h_{b,k,p} + \sum_{q=1}^Q G_{b,q,p}^H \Theta_q f_{q,k,p} \quad (3)$$

[0120] (3)式中 $H_{b,k,p}$ 表示终端k和基站b在子载波p上的等效信道,包括一个直射信道和Q个反射信道,在基站处组合后,它可以由合并向量 $w_{b,p} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示,而 $\hat{s}_{k,p}$ 的解码信噪比为

$$[0121] \quad \text{SNR}_{k,p} = \frac{W_{k,p} \left| \sum_{b=1}^B \mathbf{w}_{b,p}^H \mathbf{H}_{b,k,p} \right|^2}{\sum_{b=1}^B \left\| \mathbf{w}_{b,p} \right\|^2 \sigma_0^2} \quad (4)$$

$$[0122] \quad \text{定义 } \mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_{1,1} & \dots & W_{1,P} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{B,1} & \dots & W_{B,P} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_Q \end{bmatrix}, \text{ 则和速率 } R_k \text{ 可表示为}$$

$$[0123] \quad R_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,p}) \quad (5)$$

[0124] (5) 式中 $\rho_{k,p}$ 表示指示子载波 p 是否被分配给终端 k 的示性变量; 为了实现能效公平, 定义发送功率 W_k 和终端 k 的总功耗 $\tilde{W}_k$ 为

$$[0125] \quad W_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) = \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} W_{k,p} \quad (6)$$

$$[0126] \quad \tilde{W}_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) = A_k W_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) + \bar{W}_k \quad (7)$$

[0127] (7) 式中因数 A_k , $\bar{W}_k$ 分别表示能量转换效率和终端 k 的静态功耗, 因此, 终端 k 的能效 $\eta_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta})$ 可表示为

$$[0128] \quad \eta_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{R_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta})}{\tilde{W}_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P})} \quad (8)$$

[0129] 因此, 实现网络能效公平的最优能效模型形式化地描述为

$$[0130] \quad \begin{aligned} & \max_{\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}} \min_k \eta_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) \\ & \text{s.t. \&C1: } R_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}) \geq R_k^{\text{req}}, \forall k \\ & \quad \text{C2: } W_k(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{P}) \leq W_k^{\text{max}}, \forall k \\ & \quad \text{C3: } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}_1 \text{ or } \mathcal{F}_2, \forall q, n \\ & \quad \text{C4: } \sum_{k=1}^K \rho_{k,p} \leq 1, \forall p \\ & \quad \text{C5: } \rho_{k,p} \in \{0, 1\}, \forall k, p \end{aligned} \quad (9)$$

[0131] (9) 式中 C1 表示满足终端的速率要求, R_k^{req} 表示所需的传输速率, C2 表示发射功率

约束, $W_k^{\max}$ 表示最大发射功率, C3 表示智能超表面相移约束条件, C4 和 C5 表示正交频分多址载波分配要求。

[0132] 步骤102:通过分式型丁克尔巴赫方法优化最优能效模型;

[0133] 通过本步骤将步骤101中的最优能效问题转化为整式规划问题。

[0134] 由于智能超表面辅助的无蜂窝网络中的能效公平问题具有非凸性,因此需要解耦问题。

[0135] 本步骤中,根据丁克尔巴赫方法 (Dinkelbach) 使得最优能效模型的最优公平能效 η^* 满足

$$\begin{aligned} & \max_{\rho, W, w, \theta} \min_k \left[R_k(\rho, W, w, \theta) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho, W) \right] \\ [0136] \quad & = \min_k \left[R_k(\rho^*, W^*, w^*, \theta^*) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho^*, W^*) \right] = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

[0137] 通过交替优化求解最优的 η^* , 即

$$[0138] \quad \max_{\rho, W, w, \theta} \min_k \left[R_k(\rho, W, w, \theta) - \eta^* \tilde{W}_k(\rho, W) \right] \quad (11)。$$

s. t. C1, C2, C3, C4, C5

[0139] 在本步骤之后,优选地,为了解决混合整数问题,首先使用参量松弛方法将 $\rho_{k,p}$ 从 $\{0, 1\}$ 放松到 $[0, 1]$, 引入新的变量 φ 来解决最优能效模型的的非光滑性, η^* 可以被重新表述为

$$\begin{aligned} & \max_{\rho, W, w, \theta, \varphi} \varphi \\ [0140] \quad & \text{s. t. C1, C2, C3, C4} \\ & \text{C5: } 0 \leq \rho_{k,p} \leq 1, \forall k, p \\ & \text{C6: } R_k - \eta^* \tilde{W}_k \geq \varphi, \forall k \end{aligned} \quad (12)$$

[0141] 定义 $\mathbf{H}_{k,p} = [\mathbf{H}_{1,k,p}^T, \dots, \mathbf{H}_{B,k,p}^T]^T \in \mathbb{C}^{MB \times 1}$, 用户信噪比可以被重新写为

$$[0142] \quad \text{SNR}_{k,p} = \frac{W_{k,p} \left| \mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p} \right|^2}{\left\| \mathbf{w}_p^H \right\|^2 \sigma_0^2} \quad (13)。$$

[0143] 步骤103:通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子;

[0144] 通过本步骤,将步骤102的整式规划问题转化为凸优化问题。

[0145] 通过拉格朗日对偶法获得最优能效模型的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned}
& \mathcal{L}(\boldsymbol{\rho}, \mathbf{W}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}, \varphi, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\kappa}) \\
& = \varphi + \sum_{k=1}^K \alpha_k \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \log_2 (1 + \text{SNR}_{k,p}) - R_k^{\text{req}} \right] \\
& + \sum_{k=1}^K \beta_k \left(W_k^{\max} - \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} W_{k,p} \right) \\
& + \sum_{k=1}^K \gamma_k \left\{ \sum_{p=1}^P \left[\rho_{k,p} \log_2 (1 + \text{SNR}_{k,p}) - \eta A_k \rho_{k,p} W_{k,p} \right] \right. \\
& \quad \left. - \eta \bar{W}_k - \varphi \right\} + \sum_{p=1}^P \kappa_p \left(1 - \sum_{k=1}^K \rho_{k,p} \right)
\end{aligned} \tag{14}$$

[0147] (14) 式中 α 、 β 、 γ 、 κ 分别表示拉格朗日函数中引入的拉格朗日乘子。

[0148] 步骤104:通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案。

[0149] 本步骤中,通过应用关于 $\mathbf{W}_{k,p}$ 的Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件得到网络能效公平的资源分配方案中的功率分配变量的优化结果 $\mathbf{W}_{k,p}^*$

$$\mathbf{W}_{k,p}^* = \left[\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} - \frac{\frac{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2}}{2} \right]^+ \tag{15}$$

[0151] 本步骤中,通过应用关于 $\rho_{k,p}$ 的Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件得到网络能效公平的资源分配方案中的子载波分配变量的优化结果 $\rho_{k,p}^*$

$$\rho_{k,p}^* = \begin{cases} 1, & \kappa_p < L_{k,p} \\ 0, & \kappa_p > L_{k,p} \end{cases} \tag{16}$$

[0153] (16) 式中

$$\begin{aligned}
& L_{k,p} \\
& = (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \left[\log_2 \left(\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} \cdot \frac{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2} \right) \right]^+ \right. \\
[0154] \quad & \left. - \frac{1}{\ln 2} \left[1 - \frac{1}{\frac{\alpha_k + \gamma_k}{(\beta_k + \gamma_k \eta A_k) \ln 2} \cdot \frac{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2}{|\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2}} \right]^+ \right\} \quad (17).
\end{aligned}$$

[0155] 本步骤中在解决资源分配方案中的合并向量进行优化以及获取智能超表面预编码的问题时,由于问题具有非常强的非凸性,故无法直接获得各个最优解的闭式表达式。因此本步骤中在对以上问题进行处理时引入辅助变量来改写问题,将网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化问题及智能超表面预编码问题转化为可以获得闭式最优解的凸优化问题,对所述凸优化问题进行处理得到闭式最优解。

[0156] 具体地,引入一个辅助变量 $\mu \in \mathbb{C}^{K \times P}$ 来解耦上述问题,得到

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{w}, \theta, \mu} \mathcal{L}_1(\mathbf{w}, \theta, \mu) \\
[0157] \quad & \text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n \quad (18)
\end{aligned}$$

[0158] (18) 式中

$$\begin{aligned}
& \mathcal{L}_1(\mathbf{w}, \theta, \mu) = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \right. \\
[0159] \quad & \left. \left[\ln(1 + \mu_{k,p}) - \mu_{k,p} + \frac{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p} |\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2}{W_{k,p} |\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2 + \|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2} \right] \right\} \quad (19)
\end{aligned}$$

[0160] 关于 $\mu_{k,p}$ 求导得到最优 $\mu_{k,p}^*$ 为

$$\begin{aligned}
[0161] \quad & \mu_{k,p}^* = \frac{W_{k,p} |\mathbf{w}_p^H \mathbf{H}_{k,p}|^2}{\|\mathbf{w}_p^H\|^2 \sigma_0^2} \quad (20)
\end{aligned}$$

[0162] 进一步引入辅助变量 $v \in \mathbb{C}^{K \times P}$,得到

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{w}, \theta, v} \mathcal{L}_2(\mathbf{w}, \theta, v) \\
[0163] \quad & \text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n \quad (21)
\end{aligned}$$

[0164] (21) 式中

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_2(w, \theta, v) = & \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \right. \\ [0165] & \left[\ln(1 + \mu_{k,p}) - \mu_{k,p} + 2\sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p}\text{Re}\{v_{k,p}^* w_p^H H_{k,p}\}} \right. \\ & \left. \left. - |v_{k,p}|^2 (W_{k,p}|w_p^H H_{k,p}|^2 + \|w_p^H\|^2 \sigma_0^2) \right) \right] \left. \right\} \end{aligned} \quad (22)$$

[0166] 关于 $v_{k,p}$ 求导得到最优 $v_{k,p}$ 为

$$[0167] \quad v_{k,p}^* = \frac{\sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p}w_p^H H_{k,p}}}{W_{k,p}|w_p^H H_{k,p}|^2 + \|w_p^H\|^2 \sigma_0^2} \quad (23)$$

[0168] 关于 w 求导得到最优 w , 得到网络能效公平的资源分配方案中的合并向量变量的优化结果为

$$\begin{aligned} [0169] \quad w_p^* = & \left[\sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \rho_{k,p} |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} H_{k,p} H_{k,p}^H + \sigma_0^2 I) \right]^{-1} \\ & \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \rho_{k,p} \sqrt{(1 + \mu_{k,p})W_{k,p}v_{k,p}^* H_{k,p}} \end{aligned} \quad (24)$$

[0170] 具体地, 智能超表面预编码定义为

$$[0171] \quad a_{k,p} = \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H h_{b,k,p}, \quad b_{k,p}^H = \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H G_{b,p}^H \text{diag}(f_{k,p}) \quad (25)$$

[0172] (25) 式中

$$[0173] \quad G_{b,p} = [G_{b,1,p}^T, \dots, G_{b,Q,p}^T]^T, \quad f_{k,p} = [f_{1,k,p}^T, \dots, f_{Q,k,p}^T]^T$$

[0174] $w_p^H H_{k,p}$ 为

$$\begin{aligned} [0175] \quad w_p^H H_{k,p} = & \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H h_{b,k,p} + \sum_{b=1}^B w_{b,p}^H G_{b,p}^H \text{diag}(f_{k,p}) \theta \\ & = a_{k,p} + b_{k,p}^H \theta \end{aligned} \quad (26)$$

[0176] 相应地, 智能超表面预编码的子问题为

$$\begin{aligned} [0177] \quad & \max_{\theta} \mathcal{L}_3(\theta) \\ & \text{s.t. } \theta_{q,n} \in \mathcal{F}, \forall q, n \end{aligned} \quad (27)$$

[0178] (27) 式中

$$[0179] \quad \mathcal{L}_3(\theta, \lambda) = -\theta^H U \theta + 2\text{Re}\{\theta^H v\} + C \quad (28)$$

[0180] (28) 式中

$$[0181] \quad U = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} |v_{k,p}|^2 W_{k,p} b_{k,p} b_{k,p}^H \right], \quad (29)$$

$$[0182] \quad v = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left[\sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \left(v_{k,p} \sqrt{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p}} - |v_{k,p}|^2 W_{k,p} a_{k,p} \right) b_{k,p} \right],$$

$$[0183] \quad C = \sum_{k=1}^K (\alpha_k + \gamma_k) \left\{ \sum_{p=1}^P \rho_{k,p} \left[2 \sqrt{(1 + \mu_{k,p}) W_{k,p}} \operatorname{Re} \{ v_{k,p} a_{k,p}^* \} - |v_{k,p}|^2 (W_{k,p} |a_{k,p}|^2 + \| \mathbf{w}_p^H \|^2 \sigma_0^2) \right] \right\}$$

[0184] 由于上述智能超表面预编码的子问题具有凸限制条件和凸目标函数,因此可以通过标准优化工具求解。

[0185] 对于具有离散相移的智能超表面,通过使用投影法可解得 $\theta_{q,n}^{\text{sub}}$,即为网络能效公平的智能超表面预编码方案的有限精度预编码结果

$$[0186] \quad \angle \theta_{q,n}^{\text{sub}} = \arg \min_{\phi \in \mathcal{F}_2} |\angle \theta_{q,n}^* - \angle \phi| \quad (\forall q, n) \quad (30).$$

[0187] 本发明实施例中,通过拉格朗日乘子优化各变量的过程中,具体地,使用投影方法按顺序依次优化各个拉格朗日乘子,再用优化后的拉格朗日乘子优化各个变量,因此上述通过拉格朗日乘子优化各变量,以及优化拉格朗日乘子,再用优化后的拉格朗日乘子优化各变量的过程是重复进行的循环过程,直至最优能效模型收敛也即整式规划问题收敛,从而获得相应的资源分配方案及预编码方案。

[0188] 通过步骤104得到了各变量的最优取值,各变量的最优取值构成了一套资源分配方案与预编码方案。如图5所示的仿真实验结果可看出,通过将本发明实施例的方法获得的资源分配方案与预编码方案配置在智能超表面辅助的无蜂窝网络中,使得本发明实施例的能效公平无蜂窝网络的最差能耗相较于传统没有配置智能超表面网络的最差能耗提升20%,全面提升了网络中终端的能效。

[0189] 如图6所示,本发明实施例提供一种能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码装置,所述装置应用于所述无蜂窝网络,所述无蜂窝网络包括:多个基站、多个终端以及多个智能超表面,所述基站通过正交频分多址方式分配载波;所述装置包括:

[0190] 建模单元601,用于构建实现网络能效公平的最优能效模型。应用建模单元601通过上一发明实施例中的步骤101的方法建立能效公平无蜂窝网络的最优能效模型如上一发明实施例的公式(9)所示。

[0191] 模型变换单元602,用于将所述最优能效模型的优化问题转化为凸优化问题。应用

模型变换单元602通过上一发明实施例中的步骤102的方法将公式(9)变换为公式(12)及(13)的问题。

[0192] 处理单元603,用于优化处理凸优化问题得出实现网络能效公平的资源分配及预编码方案。应用处理单元603通过上一发明实施例中的步骤103及步骤104得出实现网络能效公平的资源分配及预编码方案的最优解分别为公式(15)、(16)、(24)、(30)。

[0193] 下面结合图7描述本发明实施例提供的一种电子设备的实体结构示意图,如图7所示,该电子设备可以包括:处理器(processor)710、通信接口(Communications Interface)720、存储器(memory)730和通信总线740,其中,处理器710,通信接口720,存储器730通过通信总线740完成相互间的通信。处理器710可以调用存储器630中的逻辑指令,以执行能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,该方法包括:建立实现网络能效公平的最优能效模型;通过分式型丁克尔巴赫方法优化最优能效模型;通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子;通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案。

[0194] 此外,上述的存储器730中的逻辑指令可以通过软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明实施例的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0195] 另一方面,本发明实施例还提供一种计算机程序产品,所述计算机程序产品包括存储在非暂态计算机可读存储介质上的计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,当所述程序指令被计算机执行时,计算机能够执行上述各方法所提供的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,该方法包括:建立实现网络能效公平的最优能效模型;通过分式型丁克尔巴赫方法优化最优能效模型;通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子;通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案。

[0196] 又一方面,本发明实施例还提供一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现以执行上述各提供的能效公平无蜂窝网络的资源分配及预编码方法,建立实现网络能效公平的最优能效模型;通过分式型丁克尔巴赫方法优化最优能效模型;通过拉格朗日对偶法优化最优能效模型得到拉格朗日乘子;通过拉格朗日乘子依次优化最优能效模型中的各个变量,使得最优能效模型收敛,得到网络能效公平的资源分配方案及智能超表面预编码方案。

[0197] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本发明实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0198] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。基于这样的理解,上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0199] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

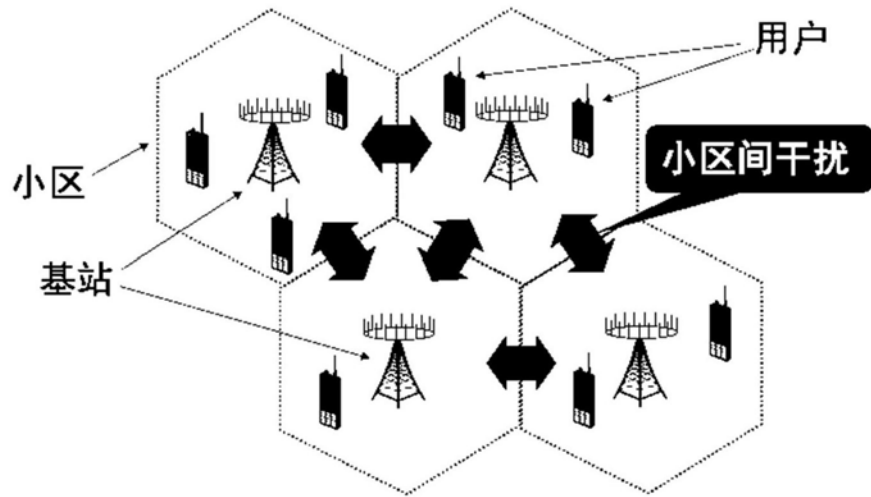


图1

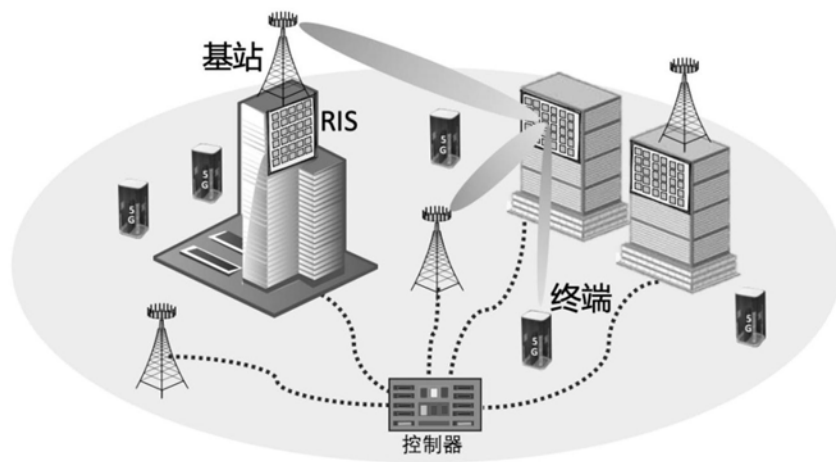


图2

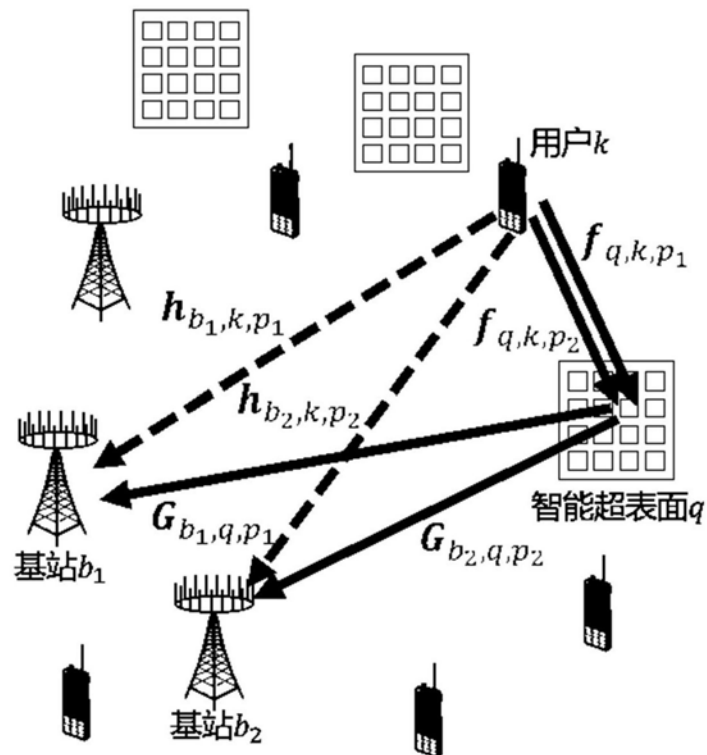


图3

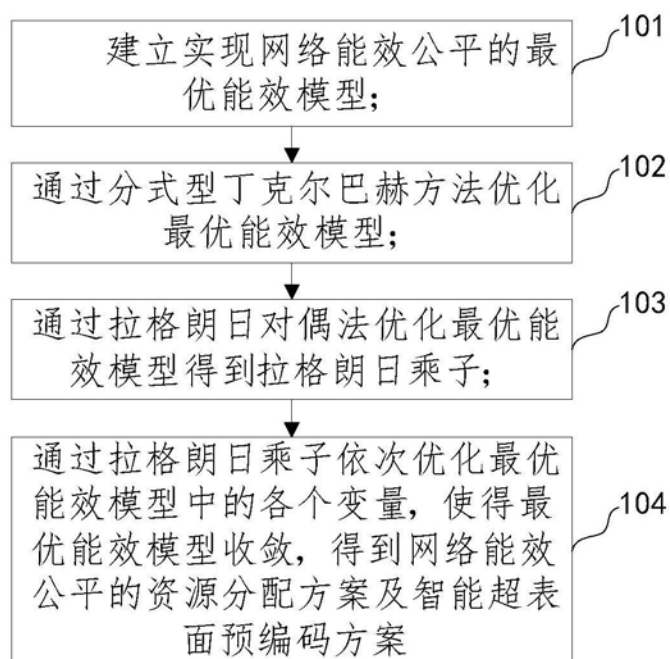


图4

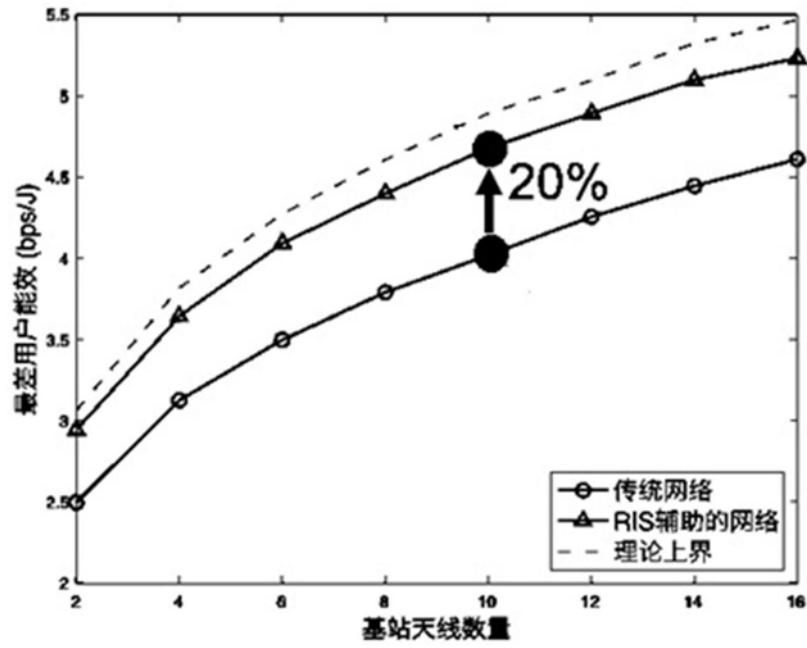


图5

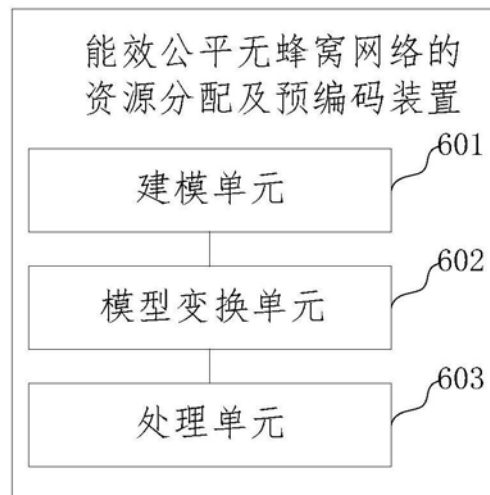


图6

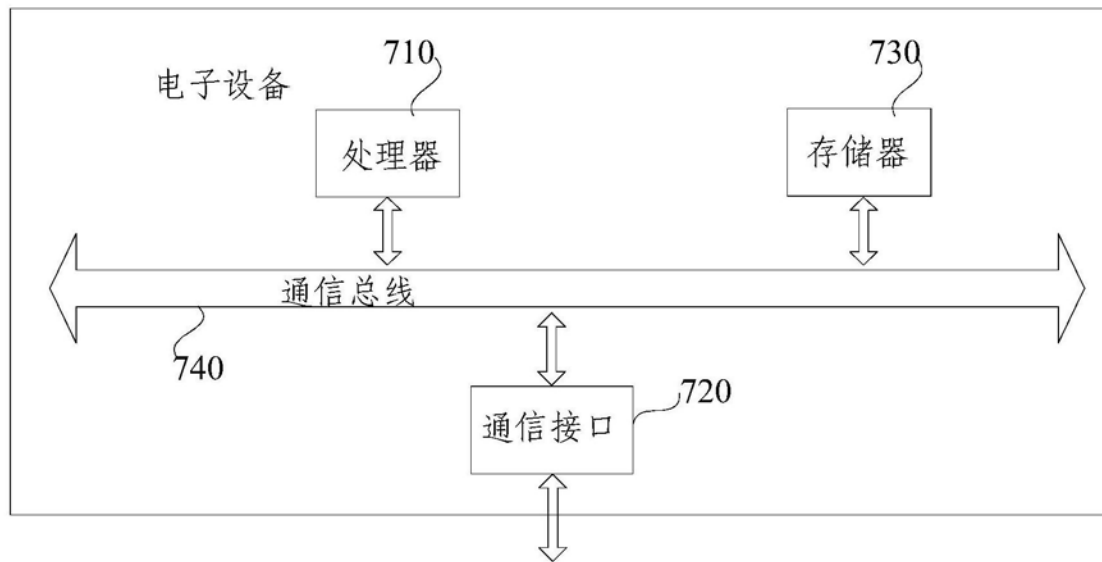


图7