

控制与决策

Control and Decision

基于非线性能量收集的多用户MIMO认知无线供电通讯网络

王哲, 李陶深, 叶进, 葛志辉, 吴敏

引用本文:

王哲, 李陶深, 叶进, 等. 基于非线性能量收集的多用户MIMO认知无线供电通讯网络[J]. *控制与决策*, 2020, 35(3): 547–558.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0913>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计器

Consensus-based distributed fusion estimator with energy and bandwidth constraints

控制与决策. 2020, 35(1): 16–24 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0492>

基于弹性能量函数的非线性不确定系统控制方法

Nonlinear uncertain system control method based on elastic energy function

控制与决策. 2019, 34(6): 1247–1252 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1545>

基于非策略Q-学习的网络控制系统最优跟踪控制

Off-policy Q-learning: Optimal tracking control for networked control systems

控制与决策. 2019, 34(11): 2343–2349 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0417>

UCUBG:基于等级划分的水下传感器网络非均匀分簇算法

UCUBG: An uneven clustering algorithm for UWSNs based on grading

控制与决策. 2019, 34(1): 89–96 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0999>

基于PSO算法的动态模块化神经网络结构设计

Dynamic modular neural network structure design based on PSO algorithm

控制与决策. 2018, 33(6): 1055–1061 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0060>

基于引力搜索算法的异构无线传感器网络路由分簇算法

Routing and clustering algorithm heterogeneous wireless sensor networks based on gravitational search algorithm

控制与决策. 2017, 32(3): 563–569 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0111>

不确定非线性系统的鲁棒自适应输出反馈控制

Robust adaptive output feedback control for uncertain nonlinear systems

控制与决策. 2015(6): 993–999 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0508>

基于评价网络近似误差的自适应动态规划优化控制

Adaptive dynamic programming optimal control based on approximation error of critic network

控制与决策. 2015(3): 495–499 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0102>

基于非线性能量收集的多用户MIMO认知无线供电通讯网络

王哲^{1,2}, 李陶深^{3†}, 叶进³, 葛志辉³, 吴敏^{1,4}

(1. 广西大学 电气工程学院, 南宁 530004; 2. 广西民族大学 信息科学与工程学院, 南宁 530006;
3. 广西大学 计算机与电子信息学院, 南宁 530004; 4. 广西电网有限责任公司, 南宁 530023)

摘要: 能量收集网络能够延长能量受限型网络的生命周期,然而目前的研究大多针对单一天线的网络系统,同时线性的能量收集模型无法准确刻画系统能量收集过程. 为此,针对能量收集多用户多输入多输出认知无线供电通讯网络系统,基于非线性能量收集模型分别建立 overlay 和 underlay 场景下的系统吞吐量优化模型;由于系统模型的参数耦合和非线性约束特性导致问题为联合凹的,利用等效代换将系统模型转化为等效凸问题,使用拉格朗日对偶方法求解;继而分别给出能量与信息协方差矩阵最优解形式及最优时间分配系数的求解方法,并使用数学方法证明其最优性. 最后,基于实际的风电能量收集数据,验证算法的有效性及其性能. 仿真结果表明,与平均功率分配算法相比,最优求解算法能够实现更好的平均系统吞吐量,同时所述算法均在有限次迭代后达到稳定收敛.

关键词: 能量收集网络; 非线性能量收集; 无线能量传输; 多用户多输入多输出; 认知无线供电通讯网络
中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Multi-user MIMO cognitive wireless powered communication network based on non-linear energy harvesting

WANG Zhe^{1,2}, LI Tao-shen^{3†}, YE Jin³, GE Zhi-hui³, WU Min^{1,4}

(1. College of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China; 2. College of Information Science and Engineering, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China; 3. School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning 530004, China; 4. Guangxi Power Grid Co., Ltd., Nanning 530023, China)

Abstract: Wireless energy harvesting technique has emerged as a fascinating solution to extend the lifetime of energy constrained networks. However, most of the current researches focus on single antenna network systems, and linear energy harvesting model cannot describe the system harvesting process accurately. Therefore, the multi-user multiple input and multiple output cognitive wireless powered communication system based on energy harvesting network is put forward. With the non-linear energy harvesting model, we establish system throughput optimization model under overlay and underlay scenarios respectively. The problems are generally jointly concave due to the coupled variables and non-linear constraints. To overcome the non-convexity, we convert the problems into equivalent convex forms, and then identify the solutions by applying the Lagrange dual methods. In addition, we also obtain the optimal energy and information transmit covariance matrices respectively, and the optimal time allocation factors. All the solutions' optimality are proved by mathematical methods theoretically. Finally, the effectiveness and performance of the proposed algorithms are verified based on the actual wind energy harvesting data. Simulation results show that, the optimal algorithm can achieve better average system throughput than the average power allocation algorithm, and the algorithm converges steadily after a finite number of iterations.

Keywords: energy harvesting network; non-linear energy harvesting; wireless energy transfer; multi-user multiple input and multiple output; cognitive wireless powered communication network

0 引言

网络的生存时间是由各个节点的寿命共同决定的,节点能量耗尽将会导致网络过早死亡^[1-2]. 因此,能耗优化和能量均衡成为网络发展中的重要问

题,应对网络中节点的发射功率进行有效控制,制定合理的系统运行规划,从而延长网络生命周期^[3]. 能量收集网络结合新能源技术优势,通过收集各类环境能源并转化为电能,作为主要或辅助的电源方式

收稿日期: 2018-07-04; 修回日期: 2018-10-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61762010, 61363067).

责任编委: 田玉平.

†通讯作者. E-mail: tshli@gxu.edu.cn.

供给通讯设备进行网络通讯,延长传统能量约束型网络设备的使用寿命,得到了广泛的研究^[4-6].同时,得益于无线能量传输(wireless energy transfer, WET)技术的发展,能量收集网络如何在无线信息传输(wireless information transfer, WIT)的基础上,实现能量与信息的联合传输成为一项能够增强系统性能和资源复用率的富有挑战性的工作.目前,实现联合传输主要有两种形式,分别是无线信息与能量同步传输(simultaneous wireless information and power transfer, SWIPT)和无线供电通讯网络(wireless powered communication network, WPCN),前者实现了WET和WIT在同一时间和频率下的运行,后者则运行在不同的时序中.

利用WET技术,能量受限的无线设备能够从它们接收到的射频(radio frequency, RF)中收集能量(energy harvesting, EH),为电池充电从而延长生命周期.实际上,RF信号与传统的可再生能源如光和风相比,更加稳定可控^[7].同时,RF可以通过相同的载波实现能量和信息同步传输,因此广泛应用于SWIPT系统中.除SWIPT外,另一项研究将WET应用到WPCN中,其中无线通讯设备先从专用的功率站或环境RF中收集能量,之后使用收集到的能量进行信息信号的传输^[8-9].然而,通过WET向远场无线设备高效地传输足够的能量具有很大挑战性,尤其是无线功率需要通过具有较高载波频率的载波信号进行传输,以使得有限尺寸的天线能够收集足够的能量.同时,随着无线用户设备和无线功率站之间距离的增加,WET中信号的传播路径损耗衰减也随之增加^[10].针对上述问题,一方面诸多研究提出各种电路结构,旨在优化实际的RF EH电路,从而增加无线设备中RF EH电路的效率;另一方面,WET系统高效的资源分配方案依赖于RF EH电路准确的数学模型.然而,SWIPT和WPCN中大多研究均假设EH模型中RF能量到直流功率的转换过程为简单的线性模型,从而简化资源分配问题的求解过程^[7-10].实际上,转化效率是RF EH电路基础的性能标准,大量实际EH电路实验表明其输入输出特性具有较高的非线性^[11-12].SWIPT和WPCN系统中关于实际的非线性EH特性和线性EH模型之间的矛盾,引发资源分配的失调,导致实际实施中系统性能的折损.

最近,文献[13]提出基于实际参数的非线性EH模型,模拟端到端的WET非线性特性.文献[13]中提出的非线性EH模型用于设计下行链路多天线SWIPT系统中的波束成形算法,服务于多信息接

收器和多EH接收器.结果表明,基于非线性EH模型,系统比传统线性模型收集到更多的能量.文献[14]中,非线性EH模型用来设计不完美信道状态信息(channel status information, CSI)的多用户规划的SWIPT系统资源分配算法.然而,上述工作仅考虑到单一天线的接收器,虽然发送者配备了多天线,但空间复用增益尚未得到充分利用.

多用户WPCN中另一项具有挑战性的问题是如何实现资源分配的合理规划.距离功率站较远的无线设备比较近的无线设备获得更少的能量^[15],因此,当远距离无线设备使用其在下行链路(downlink, DL)中收集的能量进行上行链路(uplink, UL)的数据发送时,能够实现的吞吐量往往较小.文献[8]考虑在多用户WPCN中实现系统吞吐量最大化,其功率站和信息接收站被设置在同一位置.文献[8]中提出的系统模型涉及“双近远”(double near-far)问题,将系统中最小吞吐量用户和无线供电用户的时间分配进行联合优化,从而解决该问题.文献[16]将文献[8]中的系统模型拓展到多用户多输入多输出(multiple input multiple output, MIMO)WPCN中,实现了相似的优化效果.由此可见,时间分配和上行下行链路预编码矩阵的联合优化是实现上行链路总速率最大化的关键.为了引入主网络从而解决WPCN中的频谱共享问题,文献[17]应用了认知无线电技术,提出认知WPCN与主网络WIT在同一时间和频带下共存.然而,认知WPCN(cognitive WPCN, CWPCN)的前期研究受限于单一天线,且多天线增益的研究较为复杂.依据主传输设备(primary transmitter, PT)和次级混合型接入点(hybrid access point, H-AP)的协作等级,CWPCN可以分为两类,即underlay CWPCN和overlay CWPCN.underlay CWPCN假设PT和H-AP之间无协作,因此来自于H-AP的信号将干扰主接收器(primary receiver, PR).反之,在overlay CWPCN中,由于H-AP和PT可以利用数据分享传输相同的信号波形,因此H-AP的信号有助于PR避免干扰.因此,与underlay相比,overlay由于数据共享的存在,具有更好的系统性能.

本文基于非线性EH模型,研究多用户MIMO CWPCN中系统规划决策.此时,需要联合优化H-AP和次级用户(secondary user, SU)的能量与信息协方差矩阵,同时优化WPCN中UL和DL时段的时间分配系数.对于overlay和underlay情形,由于耦合变量的存在,总吞吐量最大化问题是广义非凸的.在overlay CWPCN中,由于DL WET阶段不存在干

扰, 干扰温度约束 (interference-temperature constraint, ITC)^[18] 失效, 且从H-AP到PR的交叉链路信号将使得有用信号增强. 因此, 使用主网速率约束代替ITC, 并应用半正定松弛技术将问题转化为等效凸问题. 同时, 将UL WIT阶段的从SUs到PR的干扰功率作为新的优化变量. 结果表明, 每一个SU的最优信息协方差矩阵取决于迭代注水算法, 而最优能量协方差矩阵则通过秩一矩阵求得, 从而满足主网络的最小速率需求. 然后, 利用椭球过程求得拉格朗日对偶变量. 最后, 使用线性搜索方法求得最优时间分配系数. 在underlay中, 首先将问题转化为等效凸形式, 继而使用KKT条件和次梯度椭球法获得能量和信息协方差矩阵. 结果表明, 最优能量协方差矩阵不受ITC限制, 同时对于给定的干扰功率, 所求得的拉格朗日对偶方程与overlay情形下具有相同的形式, 因此能量和信息协方差矩阵以及时间分配系数也具有相同的形式. 文中提出的关于overlay CWPCN和underlay CWPCN的算法对于所有的功率和干扰约束, 均求得最优解, 为CWPCN研究提供参考. 同时, 通过仿真结果验证了本文算法的有效性及性能.

1 系统模型及问题提出

图1所示为多用户MIMO CWPCN的结构图, 考虑多天线的CWPCN系统, 其中主网络WIT和次级WPCN运行在相同的时间和频谱资源内. 在主网系统中, PT和PR为单一天线, 次级WPCN包含一个具有M天线的H-AP和K个具有N天线的SU. 该系统中, PT具有稳定的电源供应, H-AP的能量供给全部来自于环境中的风能, SU不配备任何的能源, 其能量收集于H-AP所产生的RF辐射. 因此, 在DL WET阶段, SU将由H-AP和PT发射的RF能量存储在自身电池中, 假设电池容量足够大. 在接下来的UL WIT阶段, SU使用收集的能量向H-AP传输数据. 假设DL WET和UL WIT阶段分别占用内部时间周期为 τ 和 $(1 - \tau)$, 其中 $\tau \in [0, 1]$.

假设次级终端能够获知初级和次级网络的全局CSI, 初级终端无需获知次级网络的CSI, 次级终端的全局CSI可通过利用信道互易性得到. 例如, PT和次级网络之间的信道可以通过PT发送的DL参考信号估计. 相似地, 次级网络和PR之间的信道可通过PR发送的UL参考信道得出^[19]. 值得注意的是, 在overlay的情形下, PT和PR之间的CSI对于次级终端必须是可用的, 该功能可以通过PT和H-AP之间的协作完成^[20].

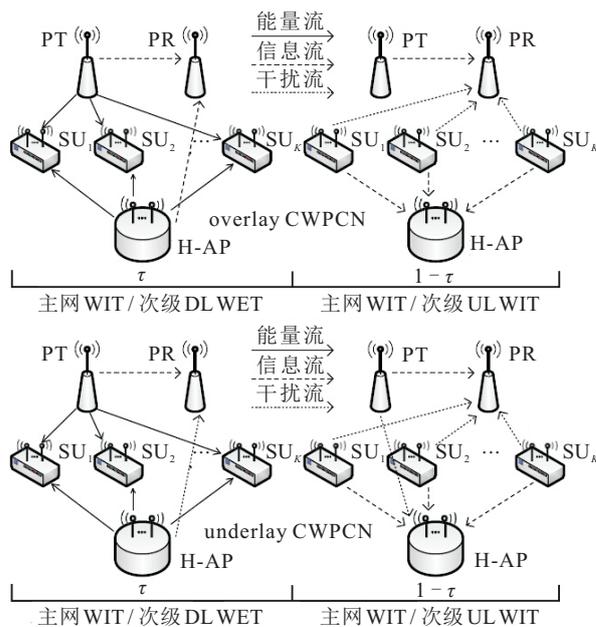


图1 多用户MIMO CWPCN结构图

1.1 非线性能量收集模型

DL WET阶段中, 用户 $i (i \in [1, K])$ 收集到的总能量可模拟为如下的线性模型:

$$\Phi_{EH_i}^L = \eta_i P_{EH_i}^{\text{overlay or underlay}} \quad (1)$$

其中: $P_{EH_i}^{\text{overlay or underlay}}$ 是overlay或underlay场景下无线供电用户 i 接收到的总的RF功率, $0 \leq \eta_i \leq 1$ 是RF转化为电能的连续能量转化效率. 在线性模型中, 能量转化效率和无线供电用户的输入功率等级是相互独立的, 即EH装置收集到的总能量是线性的, 且与接收到的RF功率成正比. 然而, 实验表明, 实际的基于RF的EH电路具有非线性的端到端的无线能量传输特性^[21-22]. 其中, RF能量转化效率在起始阶段随输入功率的增加而增大, 但是对于较高等级的输入功率则呈现出逐渐降低的趋势, 且受到最大收集能力限制. 因此, 使用线性模型来模拟端到端的无线能量传输, 致使系统能量规划算法只能达到次优性能.

在近期的SWIPT系统研究中, 考虑到实际能量收集电路的非线性特性, 避免传统线性模型导致的能量规划失衡情况, 提出了非线性EH模型. 此处, 参考文献[22]中的非线性EH模型, 建立WET阶段无线供电用户RF-DC的功率转换数学模型, 其表达式如下所示:

$$\Phi_{EH_i}^{NL} = \frac{[\Psi_{EH_i}^{NL} - a_i \Omega_i]}{1 - \Omega_i}, \quad \Omega_i = \frac{1}{1 + \exp(b_i c_i)} \quad (2)$$

其中: $\Phi_{EH_i}^{NL}$ 是 SU_i 收集到的总能量; $\Psi_{EH_i}^{NL}$ 是与RF的接收功率 P_{EH_i} 有关的传统逻辑函数, 表示为

$$\Psi_{EH_i}^{NL} = \frac{a_i}{1 + \exp[-b_i (P_{EH_i}^{\text{overlay or underlay}} - c_i)]}$$

通过识别参数 a_i 、 b_i 和 c_i ,非线性EH模型能够表示由于硬件限制所引起的系统非线性特征^[22]。 a_i 表示EH接收器能够收集的最大功率,当RF功率增加到一定程度时,EH电路达到饱和; b_i 和 c_i 则分别与实际硬件的电路灵敏度和漏电流有关^[21]。

1.2 overlay CWPCN系统模型

在图1所示overlay CWPCN的DL WET时段内,H-AP广播能量信号矢量 $\mathbf{s}_E \in \mathbf{C}^{M \times 1}$,与PT的信息信号 $s_P \sim \mathcal{CN}(0,1)$ 相互独立,其中 $\mathcal{CN}(0,1)$ 表示均值为0,实部和虚部统计独立且方差均为1/2的复高斯分布.假设H-AP通过数据共享过程得知主网络信息信号 s_P ,为了避免对PR的干扰,H-AP可以在DL WET阶段利用 s_P 作为能量携带信号,即 $\mathbf{s}_E = \mathbf{w}s_P$,其中 \mathbf{w} 表示能量的波束成形矢量.基于这种配置,H-AP既是PR的信息发送者,同时也向SUs传输能量.继而,H-AP的传输功率可表示为 $\text{tr}(\mathbf{w})$,且不大于 $P_{\text{H-AP}}$.将H-AP到 SU_i ($i = 1, 2, \dots, K$)和PT到 SU_i 的基带信道分别表示为 $\mathbf{G}_i \in \mathbf{C}^{N \times M}$ 和 $\mathbf{g}_i \in \mathbf{C}^{N \times 1}$,则 SU_i 收集到的能量可表示为

$$Q_{O,i}(\mathbf{w}) = \xi_i \tau \Phi_{\text{EH}_i}^{\text{NL}} |P_{\text{EH}_i}^{\text{overlay}}|. \quad (3)$$

其中: $P_{\text{EH}_i}^{\text{overlay}} = \|\mathbf{G}_i \mathbf{w} + \sqrt{P_P} \mathbf{g}_i\|^2$; $0 \leq \xi_i \leq 1$ 表示 SU_i 的能量收集效率; P_P 表示PT的传输功率.

在之后的UL WIT阶段, SU_i 基于能量约束 $(1 - \tau)\text{tr}(\mathbf{S}_i) \leq Q_{O,i}(\mathbf{w})$ 向H-AP传输信息信号 $\mathbf{s}_i \in \mathbf{C}^{N \times 1}$,其协方差矩阵为 $\mathbf{S}_i = \mathbf{E}[\mathbf{s}_i \mathbf{s}_i^H] \in \mathbf{C}^{N \times N}$.定义 $\mathbf{H}_i \in \mathbf{C}^{M \times N}$ 为 SU_i 到H-AP的UL信道,此时,由于H-AP已知主网络的信息信号 s_P ,则PT对H-AP的干扰可被忽略.因此,overlay CWPCN的可实现总吞吐量表示为

$$R_{O,\text{H-AP}} = (1 - \tau) \log_2 \left| \mathbf{I}_M + \sum_{i=1}^K \frac{\mathbf{H}_i \mathbf{S}_i \mathbf{H}_i^H}{\sigma_{\text{H-AP}}^2} \right|, \quad (4)$$

其中的 \mathbf{I}_M 表示规模为 M 的单位矩阵.

定义 \mathbf{h} 为PT到PR的信道,则从H-AP到PR的信号 $\mathbf{h}^H \mathbf{w}s_P$ 并不会干扰PR.于是,在DL WET阶段PR的可实现速率为

$$R_{O,\text{PR}}^{\text{DL}}(\mathbf{w}) = \log_2 \left(1 + \frac{|\sqrt{P_P} \mathbf{h} + \mathbf{h}^H \mathbf{w}|^2}{\sigma_{\text{PR,DL}}^2} \right), \quad (5)$$

其中 $\sigma_{\text{PR,DL}}^2$ 表示DL WET阶段PR端的噪声方差.

UL WIT阶段PR可实现速率表示为

$$R_{O,\text{PR}}^{\text{UL}}(\mathbf{S}_i) = \log_2 \left(1 + \frac{P_P \mathbf{h}^2}{\sigma_{\text{PR,UL}}^2 + \sum_{i=1}^K \hat{\mathbf{h}}_i^H \mathbf{S}_i \hat{\mathbf{h}}_i} \right). \quad (6)$$

其中: $\sigma_{\text{PR,UL}}^2$ 表示UL WIT阶段PR侧的噪声方差, $\hat{\mathbf{h}}_i$

$\in \mathbf{C}^{N \times 1}$ 表示 SU_i 到PR的干扰信道.

因此,overlay CWPCN的总吞吐量最大化问题可表示为

$$\text{P1: } \max_{0 \leq \tau \leq 1, \mathbf{S}_i \succeq 0, \mathbf{w} \succeq 0} \sum_{i=1}^K (1 - \tau) \log_2 \det \left(\mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{H}_i \mathbf{S}_i \mathbf{H}_i^H}{\sigma_{\text{H-AP}}^2} \right); \quad (7)$$

$$\text{s.t. } \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_{\text{H-AP}}, \quad (8)$$

$$(1 - \tau) \text{tr}(\mathbf{S}_i) \leq \min_{\|\Delta \mathbf{G}_i\|_F \leq v_i} Q_{O,i}(\mathbf{w}), \quad (9)$$

$$\tau R_{O,\text{PR}}^{\text{DL}}(\mathbf{w}) + (1 - \tau) R_{O,\text{PR}}^{\text{UL}}(\mathbf{S}_i) \geq R_P. \quad (10)$$

约束(8)为最大功率约束,即无线供电用户总功率应不大于H-AP的传输功率;约束(9)为 SU_i 的能量约束,即节点发送数据所消耗的能量应小于等于节点收集到的总能量.由于H-AP作为中央单元需要收集WET阶段的CSI,而信道随时间的缓慢变化导致收集到的CSI为过时的,从而产生估算误差.因此,约束(9)中定义 $\Delta \mathbf{G}_i$ 为能量传输信道的不确定性和信道估计误差的联合作用以及相关信道的时变特性,定义 \mathbf{G}_i 为中心单元端对 \mathbf{G}_i 的估计,于是 $\mathbf{G}_i = \mathbf{G}_i + \Delta \mathbf{G}_i$. v_i 为 SU_i 的CSI估计误差矩阵 $\Delta \mathbf{G}_i$ 的范数最大值,依赖于相关信道的相干时间、规划时段的间隔以及具体的信道估算方法.由于DL WET阶段没有干扰项,约束(10)为主网络速率约束,代替ITC,从而确保主网络的最小速率需求 R_P .从式中可以看出,由于约束(9)和(10)的存在,问题P1是非凸的.

1.3 underlay CWPCN系统模型

在图1所示underlay CWPCN的DL WET时段内,H-AP广播能量信号矢量 \mathbf{s}_E 的协方差矩阵为 $\mathbf{W} = \mathbf{E}[\mathbf{s}_E \mathbf{s}_E^H] \in \mathbf{C}^{M \times M}$.继而, SU_i 收集到的能量可写作

$$Q_{U,i}(\mathbf{W}) = \xi_i \tau \Phi_{\text{EH}_i}^{\text{NL}} |P_{\text{EH}_i}^{\text{underlay}}|, \quad (11)$$

其中 $P_{\text{EH}_i}^{\text{underlay}} = \text{tr}(\mathbf{G}_i \mathbf{W} \mathbf{G}_i^H) + P_P \|\mathbf{g}_i\|^2$.

在UL WIT阶段,每一个SU独立地向H-AP传输信息信号.由于上式中的EH约束, SU_i 进行数据传输所使用的能量不得大于 $Q_{U,i}(\mathbf{W})$,即 $(1 - \tau)\text{tr}(\mathbf{S}_i) \leq Q_{U,i}(\mathbf{W}), \forall i$.由于UL WIT在时间周期的 $(1 - \tau)$ 部分出现,则可实现的总吞吐量如下式所示,其中通过使用解码顺序选择方法以在保证总吞吐量性能的前提下增加速率公平性^[23]:

$$R_{U,\text{H-AP}} = (1 - \tau) \log_2 \left| \mathbf{I}_M + \mathbf{R}_U^{-1} \sum_{i=1}^K \mathbf{H}_i \mathbf{S}_i \mathbf{H}_i^H \right|. \quad (12)$$

其中: $\mathbf{R}_U = \sigma_{\text{H-AP}}^2 \mathbf{I}_M + P_P \mathbf{h} \mathbf{h}^H$ 表示H-AP的加性干

扰噪声协方差矩阵, $\sigma_{\text{H-AP}}^2$ 表示噪声功率.

在系统整个运行周期内, PR 均受到次级 WPCN 的干扰. 为了确保主网络的性能, 利用感知设备的 ITC 确保干扰功率被限制在预设的干扰等级 Γ 内. 在 DL WET 阶段, 从 H-AP 发出的信号 $\mathbf{h}^H \mathbf{s}_E$, 在 PR 处引起干扰, 其功率为 $\mathbf{E}[(\mathbf{h}^H \mathbf{s}_E)(\mathbf{h}^H \mathbf{s}_E)^H] = \mathbf{h}^H \mathbf{W} \mathbf{h}$. 假设来自于 H-AP 的能量信号是混沌的, 且在 PR 端不可解码. 因此, H-AP 应确定能量传输协方差矩阵 \mathbf{W} , 以使 ITC 满足 $\mathbf{h}^H \mathbf{W} \mathbf{h} \leq \Gamma$. 同时, 在 UL WIT 阶段来自于 SUs 的信号 $\sum_{i=1}^K \mathbf{h}_i^H \mathbf{s}_i$, 功率为 $\mathbf{E}\left[\sum_{i=1}^K \mathbf{h}_i^H \mathbf{s}_i \sum_{i=1}^K (\mathbf{h}_i^H \mathbf{s}_i)^H\right] = \sum_{i=1}^K \mathbf{h}_i^H \mathbf{S}_i \mathbf{h}_i$, 将对 PR 造成干扰. 因此, SUs 的信息协方差矩阵需满足 ITC, 即峰值干扰约束 $\sum_{i=1}^K \mathbf{h}_i^H \mathbf{S}_i \mathbf{h}_i \leq \Gamma$ 或均值干扰约束 $\tau \mathbf{h}^H \mathbf{W} \mathbf{h} + (1 - \tau) \sum_{i=1}^K \mathbf{h}_i^H \mathbf{S}_i \mathbf{h}_i \leq \Gamma$. 本文以前者为为例, 后者的总吞吐量最大化问题同样可以使用本文方法求解.

考虑在 ICT 下最大化次级 WPCN 的总吞吐量, underlay CWPCN 的问题可表示为

$$\text{P2: } \max_{0 \leq \tau \leq 1, \mathbf{S}_i \geq 0, \mathbf{W} \geq 0} \sum_{i=1}^K (1 - \tau) \log_2 \det(\mathbf{I}_M + \mathbf{R}_U^{-1} \mathbf{H}_i \mathbf{S}_i \mathbf{H}_i^H); \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \|\mathbf{W}\|^2 \leq P_{\text{H-AP}}, \quad (14)$$

$$(1 - \tau) \text{tr}(\mathbf{S}_i) \leq \min_{\|\Delta \mathbf{G}_i\|_F \leq v_i} Q_{U,i}(\mathbf{W}), \quad (15)$$

$$\mathbf{h}^H \mathbf{W} \mathbf{h} \leq \Gamma, \sum_{i=1}^K \mathbf{h}_i^H \mathbf{S}_i \mathbf{h}_i \leq \Gamma. \quad (16)$$

由于约束 (15) 中存在耦合变量, 问题 P2 是非凸的, 以当前形式难以求解.

2 系统模型的最优化求解

基于第 1 节对 overlay 和 underlay 两种结构下的 CWPCN 吞吐量最大化模型, 本节将 P1 和 P2 中的非凸问题转化为等效凸形式, 使用拉格朗日对偶方法求解, 继而给出能量与信息协方差矩阵最优解形式和最优时间分配系数求解方法, 并理论证明解的最优性.

2.1 overlay CWPCN 模型求解

2.1.1 约束 (9) 的转换

由于问题 P1 中约束 (9) 的出现, 导致了该问题的非凸性. 其中, 约束 (9) 包含最优化变量 τ 和 \mathbf{S}_i , 且其右侧是拟凹函数. 同时, 能量传输信道不确定性也为目标函数带来无限种可能性.

为了解决约束 (9) 的拟凹性, 使用定值常量 τ_0 求解最优化问题 P1, 从而获得相应的系统规划方案. 为了解决由 CSI 误差不确定集引入的无限约束, 引入最优辅助变量 θ_i , 并将式 (2) 代入约束 (9), 则问题 P1 中的约束 (9) 转化为如下形式:

$$(1 - \tau) \text{tr}(\mathbf{S}_i) \frac{1}{\xi_i} \leq a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta_i - c_i))} - \Omega_i \right), \quad (17)$$

$$\theta_i \leq \min_{\|\Delta \mathbf{G}_i\|_F \leq v_i} \|\mathbf{G}_i \mathbf{w} + \sqrt{P_P} \mathbf{g}_i\|^2. \quad (18)$$

不难看出, 对于最优解, 式 (17) 满足等号成立. 为了实现求解, 引入文献 [24] 中的 S-过程, 将约束 (18) 转换为线性矩阵不等式 (linear matrix inequality, LMI).

引理 1 S-过程^[24]. 定义函数 $f_l(x), l = 1, 2$, 有

$$f_l(x) = x^H \mathbf{A}_l x + 2\text{Re}\{\mathbf{B}_l^H x\} + C_l.$$

其中: $\mathbf{A}_l \in \mathbf{H}^N, \mathbf{B}_l \in \mathbf{C}^{N \times 1}, C_l \in \mathbf{R}$. 然后, 当且仅当存在 $\omega \geq 0$ 使得

$$\omega \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{B}_1 \\ \mathbf{B}_1^H & C_1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{A}_2 & \mathbf{B}_2 \\ \mathbf{B}_2^H & C_2 \end{bmatrix} \geq 0 \quad (19)$$

时, 表达式 $f_1(x) \leq 0 \rightarrow f_2(x) \leq 0$ 成立, 则存在点 x' 使得 $f_l(x') < 0$.

在式 (18) 中应用引理 1, 并使用行列式性质对其右边进行次优处理, 重写式 (18) 为

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{g}_i^H \Delta \mathbf{g}_i &\leq v_i^2 \Rightarrow \\ \hat{\mathbf{g}}_i^H v \hat{\mathbf{g}}_i + 2\text{Re}\{\hat{\mathbf{g}}_i^H v \Delta \mathbf{g}_i\} + \\ \Delta \mathbf{g}_i^H v \Delta \mathbf{g}_i + \|\sqrt{P_P} \mathbf{g}_i\|^2 &\geq \theta_i. \end{aligned} \quad (20)$$

当且仅当存在 $\omega_i, \forall i$, 使得如下的 LMI 约束成立时, 式 (20) 成立:

$$\Upsilon(v, \omega_i, \theta_i) \triangleq \begin{bmatrix} \omega_i \mathbf{I}_{M \times N} & 0 \\ 0 & -\omega_i v_i^2 - \theta_i \end{bmatrix} + \mathbf{U}_{\hat{\mathbf{g}}_i}^H \Theta \mathbf{U}_{\hat{\mathbf{g}}_i} \geq 0, \forall i. \quad (21)$$

其中

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{g}}_i &= \text{vec}(\hat{\mathbf{G}}_i), \Delta \mathbf{g}_i = \text{vec}(\Delta \mathbf{G}_i), \\ \Theta &= \mathbf{I}_N \otimes \mathbf{w}, \mathbf{U}_{\hat{\mathbf{g}}_i} = [\mathbf{I}_{M \times N} \hat{\mathbf{g}}_i], \forall i. \end{aligned}$$

继而, 最优化问题 P1 可转化为

$$\text{P3: } \max_{0 \leq \tau \leq 1, \mathbf{S}_i \geq 0, \mathbf{w} \geq 0, \theta_i} \sum_{i=1}^K (1 - \tau) \log_2 \det \left(\mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{H}_i \mathbf{S}_i \mathbf{H}_i^H}{\sigma_{\text{H-AP}}^2} \right). \quad (22)$$

$$\text{s.t. } \|\mathbf{w}\|^2 \leq P_{\text{H-AP}}; \quad (23)$$

$$(1 - \tau) \text{tr}(\mathbf{S}_i) \frac{1}{\xi_i} \leq$$

$$\tau \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta_i - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i}; \quad (24)$$

$$\Upsilon(v, \omega_i, \theta_i) \geq 0, \quad \forall i; \quad (25)$$

$$\tau R_{O,PR}^{DL}(\mathbf{w}) + (1 - \tau) R_{O,PR}^{UL}(\mathbf{S}_i) \geq R_P; \quad (26)$$

$$\omega_i \geq 0, \quad \forall i. \quad (27)$$

问题P3中的目标函数与最优化变量 \mathbf{S}_i 和 τ 是联合凹的. 另外,约束(24)在给定 τ_0 情况下是 \mathbf{S}_i 的仿射函数,是问题P1的一个凸约束集.

2.1.2 最优化求解

本节中,考虑1.2节的overlay CWPCN网络模型,并求解问题P1中总吞吐量最大化问题. 为了便于计算,令 $\overline{\mathbf{W}} = \tau \overline{\mathbf{w}} \overline{\mathbf{w}}^H$, $\overline{\mathbf{w}} = [\mathbf{w}^H \sqrt{P_P}]^H$, $\overline{\mathbf{S}}_i = (1 - \tau) \mathbf{S}_i$, $i = 1, 2, \dots, K$. 定义 $\mathbf{F}_i = [\mathbf{G}_i \mathbf{g}_i]$ 和 $\mathbf{f}^H = [\mathbf{h}^H \mathbf{h}]$, $\theta'_i = \tau \theta_i$,则问题P1可转化为

$$\text{P4: } \max_{0 \leq \tau \leq 1, \overline{\mathbf{S}}_i \geq 0, \overline{\mathbf{W}} \geq 0, \theta'_i} \sum_{i=1}^K (1 - \tau) \log_2 \det \left(\mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{H}_i \overline{\mathbf{S}}_i \mathbf{H}_i^H}{\sigma_{H-AP}^2 (1 - \tau)} \right). \quad (28)$$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\overline{\mathbf{W}}) \leq \tau (P_{H-AP} + P_P); \quad (29)$$

$$\text{tr}(\mathbf{S}_i) \frac{1}{\xi_i} \leq \tau \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta'_i/\tau - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i}; \quad (30)$$

$$\Upsilon(v, \omega_i, \theta'_i) \geq 0, \quad \forall i; \quad (31)$$

$$\tau \overline{R}_{O,PR}^{DL}(\mathbf{W}, \tau) + (1 - \tau) \overline{R}_{O,PR}^{DL}(\overline{\mathbf{S}}_i, \tau) \geq R_P; \quad (32)$$

$$\omega_i \geq 0, \quad \forall i; \quad (33)$$

$$\text{rank}(\overline{\mathbf{W}}) = 1; \quad (34)$$

$$\mathbf{e}_{M+1}^H \overline{\mathbf{W}} \mathbf{e}_{M+1} = \tau P_P. \quad (35)$$

在问题P4的约束(31)中, $\hat{\mathbf{g}}_i = \text{vec}(\hat{\mathbf{F}}_i)$, $\Delta \mathbf{g}_i = \text{vec}(\Delta \mathbf{F}_i)$, $\Theta = \mathbf{I}_N \otimes \overline{\mathbf{W}}$, $\mathbf{U}_{\hat{\mathbf{g}}_i} = [\mathbf{I}_{M \times N} \hat{\mathbf{g}}_i]$, $\forall i$. 其中

$$\mathbf{e}_{M+1} = [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 1]^T \in \mathbf{C}^{(M+1) \times 1},$$

$$\overline{R}_{O,PR}^{DL}(\mathbf{W}, \tau) = \log_2(1 + (\mathbf{f}^H \overline{\mathbf{W}} \mathbf{f})) / (\tau \sigma_{PR,DL}^2),$$

$$\overline{R}_{O,PR}^{UL}(\overline{\mathbf{S}}_i, \tau) =$$

$$\log_2(1 + P_P |\mathbf{h}|^2) / \left(\sigma_{PR,UL}^2 + \sum_{i=1}^K \frac{\hat{\mathbf{h}}_i^H \hat{\mathbf{S}}_i \hat{\mathbf{h}}_i}{1 - \tau} \right).$$

由于初级速率约束(32)和秩一约束(34)的存在,该问题依旧是非凸的. 为了解决非凸性,在式(34)中引入半正定松弛技术,并在(32)中定义干扰功率 $\overline{\Gamma} =$

$\sum_{i=1}^K \frac{\hat{\mathbf{h}}_i^H \hat{\mathbf{S}}_i \hat{\mathbf{h}}_i}{1 - \tau}$ 为新的优化变量,称作有源干扰温度控制^[18]. 于是,问题P4可等效解耦为两个简单的子问题,如以下定理所示.

定理1 问题P4可等效转化为如下形式:

$$P_O = \max_{\overline{\Gamma} \geq 0} P_O(\overline{\Gamma}), \quad (36)$$

其中 $P_O(\overline{\Gamma})$ 是通过求解如下问题得到.

$$\text{P5: } \max_{0 \leq \tau \leq 1, \overline{\mathbf{S}}_i \geq 0, \overline{\mathbf{W}} \geq 0, \theta'_i} \sum_{i=1}^K (1 - \tau) \log_2 \det \left(\mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{H}_i \overline{\mathbf{S}}_i \mathbf{H}_i^H}{\sigma_{H-AP}^2 (1 - \tau)} \right). \quad (37)$$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\overline{\mathbf{W}}) \leq \tau (P_{H-AP} + P_P); \quad (38)$$

$$\text{tr}(\overline{\mathbf{S}}_i) \frac{1}{\xi_i} \leq \tau \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta'_i/\tau - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i}; \quad (39)$$

$$\Upsilon(v, \omega_i, \theta'_i) \geq 0, \quad \forall i; \quad (40)$$

$$\tau \log_2 \left(C \left(1 + \frac{\mathbf{f}^H \overline{\mathbf{W}} \mathbf{f}}{\tau \sigma_{PR,DL}^2} \right) \right) \geq R_P + \log_2(C); \quad (41)$$

$$\omega_i \geq 0, \quad \forall i; \quad (42)$$

$$\sum_{i=1}^K \hat{\mathbf{h}}_i^H \hat{\mathbf{S}}_i \hat{\mathbf{h}}_i \leq (1 - \tau) P_P; \quad (43)$$

$$\mathbf{e}_{M+1}^H \overline{\mathbf{W}} \mathbf{e}_{M+1} = \tau P_P. \quad (44)$$

其中 $C = 1 / \left(1 + \left(\frac{P_P |\mathbf{h}|^2}{\sigma_{PR,UL}^2 + \overline{\Gamma}} \right) \right)$.

上述定理意味着,在问题P4中使用秩松弛方法并不会导致最优性的损失. 基于定理1,为了找到原始问题P1的最优解,对于所有可行的 $\overline{\Gamma}$,求解问题P5,之后通过一维搜索找到最优干扰功率 $\overline{\Gamma}_{\text{opt}} = \arg \max_{\overline{\Gamma} \geq 0} P_O(\overline{\Gamma})$. 对于给定的干扰功率 $\overline{\Gamma}$,问题P5是凸的且满足Slater条件. 因此,使用拉格朗日对偶法可求得最优解.

为了进一步简化问题,假设 τ 为定值 $\tau = \hat{\tau}$,则问题P5的拉格朗日方程可写为 \mathcal{L} ,有

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\{\overline{\mathbf{S}}_i\}, \overline{\mathbf{W}}, \{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}) = & (1 - \hat{\tau}) \log_2 \left| \mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{H}_i \overline{\mathbf{S}}_i \mathbf{H}_i^H}{\sigma_{H-AP}^2 (1 - \hat{\tau})} \right| - \text{tr} \left(\sum_{i=1}^K \mathbf{M}_i \overline{\mathbf{S}}_i \right) + \\ & \sum_{i=1}^K \mu_i \xi_i \hat{\tau} \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta'_i/\hat{\tau} - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i} + \\ & \text{tr}(N_O \overline{\mathbf{W}}) + \nu_1 (P_{H-AP} + P_P) \hat{\tau} - \nu_2 \overline{C} + \nu_3 \overline{\Gamma} (1 - \end{aligned}$$

$$\hat{\tau}) - \nu_4 \hat{\tau} P_P + \sum_{i=1}^K \text{tr}(\lambda_i \Upsilon(\nu, \omega_i, \theta'_i));$$

$$\mathbf{M}_i = (z_3 \hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \mu_i), i = 1, 2, \dots, K;$$

$$N_O = z_2 \mathbf{f} \mathbf{f}^H + z_4 \mathbf{e}_{M+1} \mathbf{e}_{M+1}^H - z_1 \mathbf{I}_{M+1}.$$

其中: N_O 和 ν_j ($j = 1, 2, 3, 4$) 是与式(38)~(44)有关的对偶变量; λ_i ($i = 1, 2, \dots, K$) 是与式(40)有关的拉格朗日乘子矩阵; $\bar{C} = \sigma_{\text{PR,DL}}^2 \hat{\tau} (2^{R_P/\hat{\tau}} C^{(1-\hat{\tau})/\hat{\tau}} - 1)$.

同时, 获得对偶函数

$$\mathcal{D}(\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}) = \max_{\bar{\mathbf{S}}_i \geq 0, \bar{\mathbf{W}} \geq 0} \mathcal{L}(\{\bar{\mathbf{S}}_i\}, \bar{\mathbf{W}}, \{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}),$$

且其对偶问题变为 $\min_{\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}} \mathcal{D}(\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\})$. 继而, 求解最优解 $\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}}$ 和 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$. 以下的引理给出了对于给定 $\tau, \{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}$ 时的最优解结构 $\bar{\mathbf{S}}_i$ 和 $\bar{\mathbf{W}}$.

引理2 overlay CWPCN 中 H-AP 和 SU_i 的最优能量和信息协方差矩阵 $\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}}$ 和 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 以及最优对偶变量 ν_1^{opt} 可分别写作

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} &= \tau(P_{\text{H-AP}} + P_P) \mathbf{u}_{\bar{B},1} \mathbf{u}_{\bar{B},1}^H, \\ \bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}} &= (1 - \tau) \mathbf{M}_i^{-1/2} \bar{\mathbf{V}}_i \bar{\mathbf{D}}_i \bar{\mathbf{V}}_i^H (\mathbf{M}_i^{-1/2})^H, \\ \nu_1^{\text{opt}} &= \lambda_{\bar{B},1}. \end{aligned}$$

其中 $\lambda_{\bar{B},1}$ 和 $\mathbf{u}_{\bar{B},1}$ 分别表示 $\bar{\mathbf{B}} \triangleq \sum_{i=1}^K \mu_i^{\text{opt}} \xi_i \mathbf{U}_{\hat{g}_i}^H \lambda_i \mathbf{U}_{\hat{g}_i} + \nu_2^{\text{opt}} \mathbf{f} \mathbf{f}^H + \nu_4^{\text{opt}} \mathbf{e}_{M+1} \mathbf{e}_{M+1}^H$ 的最大特征值及其对应的特征向量. 最优能量与信息协方差矩阵的证明过程如下.

证明 1) 首先, 证明 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} = \tau(P_{\text{H-AP}} + P_P) \times \mathbf{u}_{\bar{B},1} \mathbf{u}_{\bar{B},1}^H$. 对于给定的 $\hat{\tau}$, 问题 P5 中 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 的 KKT 条件为

$$\bar{\mathbf{A}} \bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} = 0, \nu_2^{\text{opt}} (\mathbf{f}^H \bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} \mathbf{f} - C) = 0, \quad (45)$$

$$\nu_1^{\text{opt}} (\hat{\tau} (P_{\text{H-AP}} + P_P) - \text{tr}(\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}})) = 0, \quad (46)$$

$$\mathbf{e}_{M+1}^H \bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} \mathbf{e}_{M+1} = \hat{\tau} P_P, \bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} \succeq 0. \quad (47)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}} &= \sum_{i=1}^K \mu_i \xi_i \hat{\tau} \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta'_i/\hat{\tau} - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i} + \\ &\nu_2 \mathbf{f} \mathbf{f}^H + \nu_4 \mathbf{e}_{M+1} \mathbf{e}_{M+1}^H - \nu_1 \mathbf{I}_{M+1}. \end{aligned}$$

使用反证法. 假设矩阵 $\bar{\mathbf{A}}$ 是负定的, 此时, 容易得到式(20)中的 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 是零矩阵, 继而由于互补松弛条件导致式(21)中 $\nu_1^{\text{opt}} = 0$. 于是, 得到 $\bar{\mathbf{A}}, \nu_i^{\text{opt}} > 0$ 为正半定矩阵. 这就与 $\bar{\mathbf{A}} < 0$ 相矛盾, 因此 $\bar{\mathbf{A}}$ 不能是负定矩阵.

其次, 假设 $\bar{\mathbf{A}}$ 含有至少一个正特征值, 那么, 最优

能量协方差矩阵变为 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} = c \mathbf{u}_{A,1} \mathbf{u}_{A,1}^H$. 其中: c 为正值, $\mathbf{u}_{A,1}$ 表示 $\bar{\mathbf{A}}$ 的一个特征向量, 且与其正特征值 $\lambda_{A,1}$ 相对应. 如前文所述, c 趋于无穷时, 对偶函数将无界, 因此, 矩阵 $\bar{\mathbf{A}}$ 是负半定的.

基于上述推到过程, 下面证明最优能量协方差矩阵为 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} = \tau(P_{\text{H-AP}} + P_P) \mathbf{u}_{\bar{B},1} \mathbf{u}_{\bar{B},1}^H$. 定义

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{B}} &\triangleq \\ &\sum_{i=1}^K \mu_i^{\text{opt}} \xi_i \mathbf{U}_{\hat{g}_i}^H \mathbf{U}_{\hat{g}_i} + \nu_2^{\text{opt}} \mathbf{f} \mathbf{f}^H + \nu_4^{\text{opt}} \mathbf{e}_{M+1} \mathbf{e}_{M+1}^H, \end{aligned}$$

其特征向量为 $\mathbf{B} \triangleq \mathbf{U}_B \Lambda_B \mathbf{U}_B^H$. 其中: $\mathbf{U}_B \in \mathbf{C}^{M \times M}$, $\Lambda_B = \text{diag}(\lambda_{B,1}, \dots, \lambda_{B,M})$, $\lambda_{B,1} > \dots > \lambda_{B,M}$ 分别表示特征向量矩阵和 \mathbf{B} 对应的特征值. 为了保证矩阵 $\bar{\mathbf{A}} = \mathbf{U}_B (\Lambda_B \nu_1 \mathbf{I}_{M+1}) \mathbf{U}_B^H$ 的半负定特性, 最优对偶变量 ν_1^{opt} 应等于 \mathbf{B} 的最大特征值, 如 $\nu_1^{\text{opt}} = \lambda_{B,1} > 0$. 继而, 通过式(45), 最优能量协方差矩阵可表示为 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} = \alpha \mathbf{u}_{B,1} \mathbf{u}_{B,1}^H$, 其中 α 为任一非负值, 因此 $\bar{\mathbf{A}} \mathbf{u}_{B,1} = 0$. 基于式(46)的互补松弛条件, 满足 $\text{tr}(\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}) = \alpha = \tau(P_{\text{H-AP}} + P_P)$, 因此最优能量协方差矩阵可写作 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} = (P_{\text{H-AP}} + P_P) \mathbf{u}_{B,1} \mathbf{u}_{B,1}^H$.

2) 考虑信息协方差矩阵 $\{\bar{\mathbf{S}}_i\}$. 令

$$\tilde{\mathbf{S}}_i = \frac{\mathbf{M}_i^{\frac{1}{2}} \bar{\mathbf{S}}_i (\mathbf{M}_i^{\frac{1}{2}})^H}{1 - \hat{\tau}},$$

并忽略对偶函数 $\mathcal{D}(\{\mu_i\}, \{\nu_j\}, \{\lambda_i\})$ 中关于 $\tilde{\mathbf{S}}_i$ 的常数项, 于是, 计算 $\tilde{\mathbf{S}}_i$ 的问题可表示为

$$\max_{\tilde{\mathbf{S}}_i \geq 0} \log_2 |\mathbf{I}_M + \bar{\mathbf{C}}_i \tilde{\mathbf{S}}_i \bar{\mathbf{C}}_i^H| - \text{tr}(\tilde{\mathbf{S}}_i). \quad (48)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{E}}_i &= \frac{1}{\sigma_{\text{H-AP}}} \mathbf{H}_i \mathbf{M}_i^{-\frac{1}{2}}, \\ \bar{\mathbf{C}}_i &= \left(\mathbf{I}_M + \sum_{j \leq i} \bar{\mathbf{E}}_j \tilde{\mathbf{S}}_j \bar{\mathbf{E}}_j \right)^{-\frac{1}{2}} \bar{\mathbf{E}}_i. \end{aligned}$$

定义 $\bar{\mathbf{V}} = \mathbf{C}^{M \times \bar{r}_i}$, $\bar{\sigma}_{i,j}$ ($j = 1, 2, \dots, \bar{r}_i$) 为矩阵 $\bar{\mathbf{C}}_i$ 的右奇异向量和第 j 个奇异值, $\bar{\sigma}_{i,1} \geq \dots \geq \bar{\sigma}_{i,\bar{r}_i}$, $\bar{r}_i = \text{rank}(\bar{\mathbf{C}}_i)$. 然后, 应用 KKT 最优性条件, 得到最优解为

$$\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}} = (1 - \tau) \mathbf{M}_i^{-1/2} \bar{\mathbf{V}}_i \bar{\mathbf{D}}_i \bar{\mathbf{V}}_i^H (\mathbf{M}_i^{-1/2})^H. \quad (49)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{D}}_i &= \text{diag}(\bar{d}_{i,1}, \dots, \bar{d}_{i,\bar{r}_i}), \\ \bar{d}_{i,k} &= \max(0, \log_2 e - 1/\bar{\sigma}_{i,k}^2), k = 1, 2, \dots, \bar{r}_i. \quad \square \end{aligned}$$

使用椭球方法^[24] 求解拉格朗日对偶问题

$\min_{\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}} \mathcal{D}(\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\})$, 从而得到对偶变量 $\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}$. 利用关于 μ_i 的次梯度

$$\gamma_i = \zeta_i \text{tr}(\mathbf{F}_i \bar{\mathbf{W}} \mathbf{F}_i^H) - \text{tr}(\bar{\mathbf{S}}_i);$$

ν_j ($j = 2, 3, 4$) 的次梯度

$$\delta_2 = \text{tr}(\mathbf{f}^H \bar{\mathbf{W}} \mathbf{f}),$$

$$\delta_3 = (1 - \hat{\tau}) \bar{\Gamma} - \sum_{i=1}^K (\mathbf{h}_i^H \bar{\mathbf{S}}_i \mathbf{h}_i),$$

$$\delta_4 = \mathbf{e}_{M+1} \bar{\mathbf{W}} - \hat{\tau} P_P;$$

以及 λ_i 的次梯度 $\eta_i = \text{tr}(\Upsilon(v, \omega_i, \theta'_i))$. 交替使用引理 2 和椭球方法直到收敛, 从而得到对于给定的 τ 和 $\bar{\Gamma}$ 情况下问题 P5 的最优解. 然后计算最优时间分配因子 τ 和干扰功率 $\bar{\Gamma}$. 记 $\mathcal{R}(\bar{\Gamma}, \tau)$ 为问题 P5 中给定 τ 时的最大可实现速率. 很容易证明 $\mathcal{R}(\bar{\Gamma}, \tau)$ 对于 τ 是凹的, 因此, 最优时间分配 $\tau^{\text{opt}} = \arg \max \tau \mathcal{R}(\bar{\Gamma}, \tau)$ 使用黄金分割法得到. 最终, 通过一维穷举搜索, 得到式 (36) 中最优干扰等级 $\bar{\Gamma}^{\text{opt}}$. 算法的具体步骤如下.

算法 1

step 1: 初始化系统参数, $a = 0, b = 1, \omega = 0.618, \bar{\Gamma}_n = n\bar{\Gamma}/(N_{\max} - 1)$;

step 2: 更新 $\tau_1 = a + (1 - \omega)b, \tau_2 = b + (1 - \omega)a$;

step 3: 计算 $\mathcal{R}(\bar{\Gamma}_n, \tau_1)$ 和 $\mathcal{R}(\bar{\Gamma}_n, \tau_2)$, 求解 P5;

step 4: 如果 $\mathcal{R}(\bar{\Gamma}_n, \tau_1) \geq \mathcal{R}(\bar{\Gamma}_n, \tau_2)$, 设置 $a = \tau_1$,

否则 $b = \tau_2$;

step 5: 循环 step 2 ~ step 4, 直到 $|a - b|$ 收敛;

step 6: 计算 $\tau^{\text{opt}} = (a - b)/2$;

step 7: 搜索 $n^{\text{opt}} = \arg \max_{n \in \{0, 1, \dots, N_{\max} - 1\}} \mathcal{R}(\bar{\Gamma}_n, \tau^{\text{opt}})$.

算法 1 中 N_{\max} 和 $\bar{\Gamma}_{\max}$ 分别表示穷举搜索的候选条件总数和最优解 $\bar{\Gamma}^{\text{opt}}$ 的上界, 该算法的复杂度为 $O\left(N_{\max} \left\lceil \log_2 \frac{1}{\varepsilon} \right\rceil K^2\right)$, ε 为容差^[24].

2.2 underlay CWPCN 模型求解

本节求解问题 P2, 并使用两步法求解全局最优解. 首先, 将问题 P2 转化为等效的凸问题, 定义新的变量 $\bar{\mathbf{S}}_i = (1 - \tau)\mathbf{S}_i, i = 1, 2, \dots, K, \bar{\mathbf{W}} = \tau\mathbf{W}$. 同时, 基于引理 1 中的 S 过程, 将问题 P2 转化为

$$\text{P6: } \max_{0 \leq \tau \leq 1, \bar{\mathbf{S}}_i \geq 0, \bar{\mathbf{W}} \geq 0, \theta'_i} \sum_{i=1}^K (1 - \tau) \log_2 \det \left(\mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{R}_U^{-1} \mathbf{H}_i \bar{\mathbf{S}}_i \mathbf{H}_i^H}{1 - \tau} \right). \quad (50)$$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\bar{\mathbf{W}}) \leq \tau P_{\text{H-AP}}; \quad (51)$$

$$\text{tr}(\bar{\mathbf{S}}_i) \frac{1}{\xi_i} \leq$$

$$\tau \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta'_i/\tau - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i};$$

$$\Upsilon(v, \omega_i, \theta'_i) \geq 0, \forall i; \quad (52)$$

$$\mathbf{h}^H \bar{\mathbf{W}} \mathbf{h} \leq \tau \Gamma; \quad (53)$$

$$\sum_{i=1}^K \hat{\mathbf{h}}_i^H \mathbf{S}_i \hat{\mathbf{h}}_i \leq (1 - \tau) \Gamma. \quad (54)$$

其中 $\theta_i = \text{tr}(\mathbf{G}_i \mathbf{W} \mathbf{G}_i^H) + P_P \|\mathbf{g}_i\|^2, \theta'_i = \tau \theta_i$. 由于问题 P6 中的目标函数对于 τ 和 $\bar{\mathbf{S}}_i$ 是凹的, 所有约束均为仿射函数, 因此, 问题 P6 是联合凹问题. 为了使得问题更为直观, 假设 τ 为定值, 即 $\tau = \hat{\tau}$, 并对于给定的 $\hat{\tau}$ 求得最优协方差矩阵 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 和 $\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}}$. 然后基于推导的协方差矩阵求解最优时间分集 τ^{opt} .

对于给定的 $\hat{\tau}$, 问题 P6 可写作如下形式:

$$\text{P7: } R_U(\hat{\tau}) = \max_{\bar{\mathbf{S}}_i \geq 0, \bar{\mathbf{W}} \geq 0, \theta'_i} \sum_{i=1}^K (1 - \hat{\tau}) \log_2 \det \left(\mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{R}_U^{-1} \mathbf{H}_i \bar{\mathbf{S}}_i \mathbf{H}_i^H}{1 - \hat{\tau}} \right). \quad (55)$$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\bar{\mathbf{W}}) \leq \hat{\tau} P_{\text{H-AP}}; \quad (56)$$

$$\text{tr}(\bar{\mathbf{S}}_i) \frac{1}{\xi_i} \leq$$

$$\hat{\tau} \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta'_i/\hat{\tau} - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i}; \quad (57)$$

$$\Upsilon(v, \omega_i, \theta'_i) \geq 0, \forall i; \quad (58)$$

$$\mathbf{h}^H \bar{\mathbf{W}} \mathbf{h} \leq \hat{\tau} \Gamma; \quad (59)$$

$$\sum_{i=1}^K \hat{\mathbf{h}}_i^H \mathbf{S}_i \hat{\mathbf{h}}_i \leq (1 - \hat{\tau}) \Gamma. \quad (60)$$

其中 $R_U(\hat{\tau})$ 表示最大可实现速率. 由于问题 P7 是凸的且满足 Slater 条件, 可使用拉格朗日对偶法^[24] 求解.

首先, 问题 P7 的拉格朗日方程可写为

$$\mathcal{L}(\{\bar{\mathbf{S}}_i\}, \bar{\mathbf{W}}, \{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}) =$$

$$(1 - \hat{\tau}) \log_2 \left| \mathbf{I}_M + \frac{\mathbf{R}_U^{-1} \mathbf{H}_i \bar{\mathbf{S}}_i \mathbf{H}_i^H}{1 - \hat{\tau}} \right| - \text{tr} \left(\sum_{i=1}^K \mathbf{M}_i \bar{\mathbf{S}}_i \right) +$$

$$\sum_{i=1}^K \mu_i \xi_i \hat{\tau} \frac{a_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-b_i(\theta'_i/\tau - c_i))} - \Omega_i \right)}{1 - \Omega_i} +$$

$$\text{tr}(N_U \bar{\mathbf{W}}) + \nu_1 P_{\text{H-AP}} \hat{\tau} - \nu_2 \hat{\tau} \bar{\Gamma} + \nu_3 \bar{\Gamma} (1 - \hat{\tau}) +$$

$$\sum_{i=1}^K \text{tr}(\lambda_i \Upsilon(v, \omega_i, \theta'_i));$$

$$\mathbf{M}_i = (\nu_3 \hat{\mathbf{h}}_i \hat{\mathbf{h}}_i^H + \mu_i \mathbf{I}_N), i = 1, 2, \dots, K;$$

$$N_U = -\nu_2 \mathbf{h} \mathbf{h}^H - \nu_1 \mathbf{I}_M.$$

$\mu_i, \lambda_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 和 $\nu_j (j = 1, 2, 3)$ 为非负且与约束 (56) ~ (60) 相关的拉格朗日对偶变量.

然后, 问题 P7 的对偶函数定义为

$$\mathcal{G}_U(\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}) =$$

$$\max_{\bar{\mathbf{S}}_i \geq 0, \bar{\mathbf{W}} \geq 0} \mathcal{L}_U(\{\bar{\mathbf{S}}_i, \bar{\mathbf{W}}, \{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}). \quad (61)$$

由于强对偶性,如下等式对于任意的 $\hat{\tau}$ 成立:

$$R_U(\hat{\tau}) = \min_{\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}} \mathcal{G}_U(\{\mu_i\}, \{\nu_i\}, \{\lambda_i\}). \quad (62)$$

因此,通过求解式(61),即可求得 $\bar{\mathbf{W}}$ 和 $\bar{\mathbf{S}}_i$ 的解.

引理3 定义矩阵 $\mathbf{B} = \sum_{i=1}^K \mu_i^{\text{opt}} \xi_i \mathbf{U}_{\hat{g}_i}^H \mathbf{U}_{\hat{g}_i} + \nu_2^{\text{opt}} \mathbf{h} \mathbf{h}^H$. 对于给定的 $\tau > 0, \mu_i > 0$ 和 $\nu_2 \geq 0$, 问题P7的最优能量传输协方差矩阵 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 和最优对偶变量 ν_1^{opt} 可分别写作

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}} &= \tau (P_{\text{H-AP}}) \mathbf{u}_{B,1} \mathbf{u}_{B,1}^H, \\ \nu_1^{\text{opt}} &= \lambda_{B,1}, \end{aligned} \quad (63)$$

其中 $\lambda_{B,1}$ 和 $\mathbf{u}_{B,1}$ 分别表示 \mathbf{B} 的最大特征值及其特征向量.

引理3的证明过程与引理2中 ν_1^{opt} 和 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 的证明相同,简单将引理2中 P_P 视为0即可.

通过引理3,容易看出最优能量协方差矩阵 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 为秩一矩阵. 因此,不失一般性,可以设置H-AP的能量携带信号为 $\mathbf{s}_E = \sqrt{P_{\text{H-AP}}} \mathbf{u}_{B,1} \mathbf{s}$, 其中 \mathbf{s} 为任一零均值单位方差的复随机信号.

继而求解信息协方差矩阵 $\hat{\mathbf{S}}_i$. 定义

$$\hat{\mathbf{S}}_i = \frac{\mathbf{M}_i^{1/2} \bar{\mathbf{S}}_i (\mathbf{M}_i^{1/2})^H}{1 - \hat{\tau}},$$

并忽略式(55)中与 $\hat{\mathbf{S}}_i$ 相关的常数项,则问题P7可改写为 $\hat{\mathbf{S}}_i$ 的函数

$$\max_{\hat{\mathbf{S}}_i \geq 0} \log_2 |\mathbf{I}_M + \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{S}}_i \mathbf{C}_i^H| - \text{tr}(\hat{\mathbf{S}}_i). \quad (64)$$

其中

$$\mathbf{C}_i = \left(\mathbf{I}_M + \sum_{j \neq i} \mathbf{E}_j \hat{\mathbf{S}}_j \mathbf{E}_j^H \right)^{-1/2} \mathbf{E}_i,$$

$$\mathbf{E}_i = \mathbf{R}_U^{-1/2} \mathbf{H}_i \mathbf{M}_i^{-1/2}.$$

定义奇异值分解 $\mathbf{C}_i = \mathbf{U}_i \sum_i \mathbf{V}_i^H$, 其中 $\mathbf{U}_i = \mathbf{C}^{M \times r_i}$ 和 $\mathbf{V}_i = \mathbf{C}^{M \times r_i}$ 分别表示 \mathbf{C}_i 的左奇异向量和右奇异向量, $r_i = \text{rank}(\mathbf{C}_i)$, $\sum_i = \text{diag}(\sigma_{i,1}, \dots, \sigma_{i,r_i})$ 是一个由奇异值 $\sigma_{i,k} (k = 1, 2, \dots, r_i, \text{且} \sigma_{i,1} \geq \dots \geq \sigma_{i,r_i})$ 组成的对角矩阵.

然后,基于KKT最优条件,即

$$\ln 2 (\mathbf{I}_M + \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{S}}_i \mathbf{C}_i^H) - \mathbf{C}_i \mathbf{C}_i^H = 0, \hat{\mathbf{S}}_i \geq 0, \quad (65)$$

则式(30)的解可表示为

$$\hat{\mathbf{S}}_i = \mathbf{V}_i \mathbf{D}_i \mathbf{V}_i^H, \quad (66)$$

$$\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}} = (1 - \tau) \mathbf{M}_i^{-1/2} \mathbf{V}_i \bar{\mathbf{D}}_i \mathbf{V}_i^H (\mathbf{M}_i^{-1/2})^H. \quad (67)$$

其中: $\mathbf{D}_i = \text{diag}(d_{i,1}, \dots, d_{i,r_i}), d_{i,k} = \max(0, \log_2 e - 1/\sigma_{i,k}^2), k = 1, 2, \dots, r_i$. 注意式(64)的解 $\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}}$ 与其

他SUs的输入协方差矩阵 $\bar{\mathbf{S}}_j (i \neq j)$ 有关,因此可以通过迭代的注水过程求解^[25]. 首先设 $\bar{\mathbf{S}}_i^0 = 0, \forall i$, 其中 $\bar{\mathbf{S}}_i^n$ 表示用户 SU_i 在第 n 次迭代的解. 在每次迭代中,通过式(62)更新 $\bar{\mathbf{S}}_i^n$, 从而 $\bar{\mathbf{S}}_j = \bar{\mathbf{S}}_j^n, j \leq i-1, \bar{\mathbf{S}}_j = \bar{\mathbf{S}}_j^{n-1}, j \leq i-1$. 重复这个过程直到 $\bar{\mathbf{S}}_i^n$ 收敛. 由于问题是联合凹的,且每一次迭代最大化目标函数(61),因此该过程收敛于最优解 $\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}}$. 其详细的证明过程类似于overlay CWPCN最优解的证明,不再赘述.

考虑式(62)的对偶变量 $\mu_i (i = 1, 2, \dots, K), \nu_j (j = 2, 3)$ 以及 λ_i . 利用这些参数,可以使用椭球法找到最优对偶变量. 求解问题P7的最优解的详细过程如下.

算法2

- step 1: 初始化 $\mu_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 和 $\nu_j (j = 2, 3)$;
- step 2: 利用式(63)求解 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$;
- step 3: 令 $n = 0$, 并初始化 $\bar{\mathbf{S}}_i^0 = 0, i = 1, 2, \dots, K$;
- step 4: 令 $n = n + 1$, 并利用式(62)更新 $\bar{\mathbf{S}}_i^n$;
- step 5: 循环step 4, 直到 $\bar{\mathbf{S}}_i^n$ 收敛;
- step 6: 利用椭球法更新 $\{\mu_i\} \{\nu_i\}$;
- step 7: 循环step 2 ~ step 6, 直到 $\{\mu_i\} \{\nu_i\}$ 收敛.

算法2中的迭代过程应用了椭球法,收敛于全局最优解. 同时,该算法的计算复杂度受到椭球算法的制约,复杂度为 $O(K^2)$.

获得最优协方差矩阵 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 和 $\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}}$ 后,通过计算 $\tau^{\text{opt}} = \arg \max_{0 \leq \tau \leq 1} R_U(\tau)$ 获得最优时间分配系数. 注意,对于给定的最优协方差矩阵 $\bar{\mathbf{W}}^{\text{opt}}$ 和 $\bar{\mathbf{S}}_i^{\text{opt}}$, 问题P7中的 $R_U(\tau)$ 是一个关于 τ 的凹函数. 因此,最优 τ^{opt} 可通过使用如黄金分割的线性搜索方法得到,具体步骤如下.

算法3

- step 1: 初始化系统参数, $a = 0, b = 1, \omega = 0.618$;
- step 2: 更新 $\tau_1 = a + (1 - \omega)b, \tau_2 = b + (1 - \omega)a$;
- step 3: 利用算法1计算 $R_U(\tau_1)$ 和 $R_U(\tau_2)$;
- step 4: 如果 $R_U(\tau_1) \geq R_U(\tau_2)$, 设置 $a = \tau_1$, 否则 $b = \tau_2$;
- step 5: 循环step 2 ~ step 4, 直到 $|a - b|$ 收敛;
- step 6: 计算 $\tau^{\text{opt}} = (a + b)/2$.

由于黄金分割搜索方法收敛于单峰函数的全局最优解^[26], 上述算法收敛于全局最优解. 黄金分割搜索算法所需的迭代次数为 $\lceil \log_2 \frac{1}{\epsilon} \rceil$. 该算法的全局复杂度为 $O\left(\lceil \log_2 \frac{1}{\epsilon} \rceil K^2\right)$.

3 仿真与验证

本节基于前文构建的overlay CWPCN和underlay CWPCN模型,使用实际的风功率数据,在多用户MIMO场景下验证算法的有效性和性能。

仿真系统的结构如图2所示。在二维平面中,PT和PR的坐标分别为(0m,0m)和(0m,100m)。H-AP坐落于(50m,50m)位置,SU则散布于该(0m,0m)~(100m,100m)的正方形区域内,其坐标为 (x_m, y_m) ,其中 $x \in [0, 100], y \in [0, 100]$ 且均服从均匀分布。设置次用户数量 $K = 3$,能量收集转化效率 $\zeta_i = 0.3, \forall i$;噪声方差 $\sigma_{H-AP}^2 = \sigma_{PR,DL}^2 = \sigma_{PR,UL}^2 = 10^{-9} \text{ mW}$;PT的传输功率 $P_P = 100 \text{ mW}$ 。H-AP到SUs的能量信道满足莱斯衰减分布,且其莱斯系数为3 dB,SUs到H-AP的信息信道满足瑞利衰减分布。系统中其余信道系数为零均值和单位方差的复杂高斯随机变量,且服从独立同分布,路径损耗衰减常数为-20 dB,参考距离为1 m,路径损耗指数为3^[17]。H-AP配备天线数量为 M ,每个SU天线数量为 N 。考虑到公平性,定义overlay CWPCN中主速率约束 $R_P = \log_2(1 + P_P|h|^2/(1 + \Gamma))$,underlay CWPCN中初级速率约束 $\Gamma = -70 \text{ dBm}$ 。

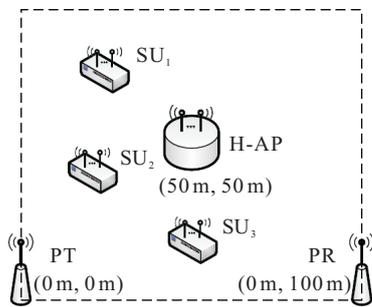


图2 多用户MIMO CWPCN系统拓扑结构

H-AP使用风电供电,其风电数据采集于国内某电网公司2017年1月1日至2017年6月30日的实际风电数据,数据采样频率为15 min,数据总量为17376个。为了保证能量收集与能量消耗环节的数据匹配性,风电数据与系统能耗数据均相对于自身的装机容量进行了标准化处理,即最大值均为单位量值;同时在时间尺度上,仿真实验遵循原数据的序列特性,并假设具体的时隙长度由系统处理频率决定。其中,SUs的能量全部收集自H-AP在DL WET阶段的RF辐射。由于风电的收集和使用并不同步,H-AP的风电功率预测及可靠性规划分别使用了文献[27]中的场景生成技术及文献[28]中的不确定规划方法。图3展示了使用场景生成技术后的风电预处理序列,可以看出风电功率序列具有较大的不确定性,且

日内和日间的规律性均难以识别。基于该序列,分别求解overlay CWPCN和underlay CWPCN模型的最优解。

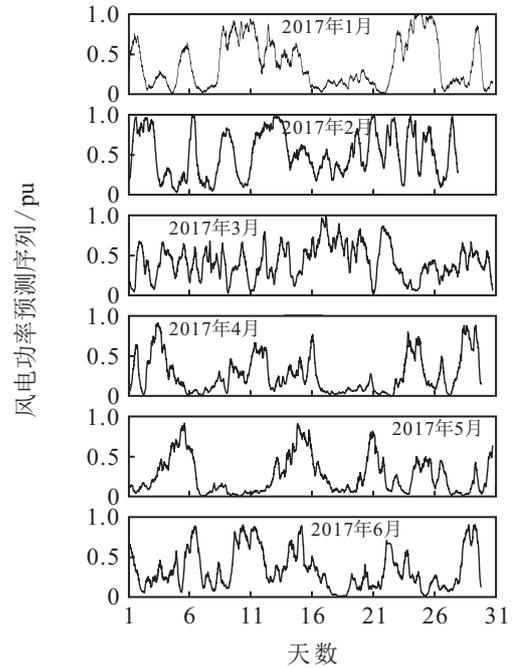


图3 H-AP风电功率预处理序列

假设预测值即为H-AP在当前时段的最大功率,设置H-AP的满额功率为1 W,计算此时的系统平均吞吐量。为了便于对比,假设基准算法为功率平均分配,即H-AP向每个SU发送的功率是一样的,于是overlay CWPCN下的功率分配矩阵为

$$\mathbf{W}_{\text{BASE},U} = \text{diag}(P_{H-AP}/M, \dots, P_{H-AP}/M, P_P),$$

underlay CWPCN下的功率分配矩阵为

$$\mathbf{W}_{\text{BASE},U} = \min(\Gamma/\|h\|^2, P_{H-AP}/M);$$

信息协方差矩阵的计算均使用算法1,同时时间系数设定为常数 $\tau = 0.5$ 。此时改变天线数量 M 和 N 的值,计算系统平均吞吐量。

图4为overlay CWPCN的平均吞吐量曲线。从图4可以看出,本文所提最优求解算法效果优于平均功率分配算法,能够提供更高的平均吞吐量,且系统性能随着H-AP功率的增加而增大。图5为underlay CWPCN的平均吞吐量曲线。从图5可以看出,文中的最优求解算法效果优于功率平均分配算法,且随着H-AP功率的增加,平均吞吐量也随之增加。与overlay CWPCN不同的是,由于H-AP端传输功率受到ICT限制,平均功率算法的性能很快达到饱和,SUs的吞吐量不再随功率的增加而增加。因此,在高功率的 P_{H-AP} 系统中,最优求解算法更适合系统增益的提高。

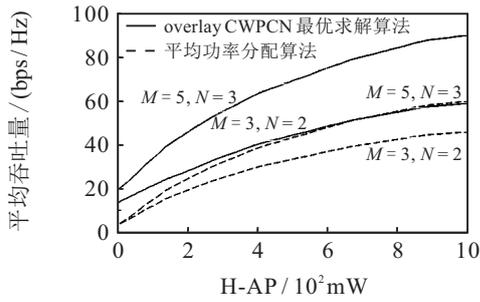


图4 overlay CWPCN平均吞吐量曲线

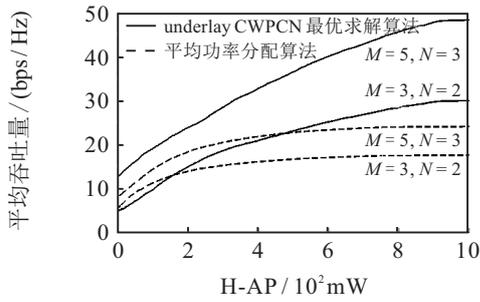


图5 underlay CWPCN平均吞吐量曲线

图6和图7分别验证了算法的收敛性,图8展示了算法1和算法3求解时间分配系数的过程.图6为算法2的收敛性,其时间分配系数设定为0.5,H-AP的传输功率为1W.从图6可以看出,对于 $M = 3, N = 3$ 和 $M = 2, N = 2$ 两种方案,算法经过有限次演化后均能达到稳定收敛.图7验证了平均吞吐量分别在算法1和算法3下的收敛过程,可以看出overlay CWPCN网络能够实现比underlay网络更好的网络吞吐量.图8展示了算法1和算法3时间分配系数的求解过程,可以看出天线的增加减少了DL阶段的时间系数,从而提升了系统的能量利用率,同时,算法1的时间分配系数小于算法3,这是因为overlay网络较underlay具有较高的协作等级,在下行能量收集阶段所占用的时长较少.综上所述,通过仿真表明,本文所提出的基于非线性EH的多用户MIMO CWPCN能够实现最优算法求解,与当前研究常用的平均功率分配算法相比,最优求解算法能够实现更好的平均系统吞吐量.同时,本文所提出的最优求解算法1能够在小于100次的迭代后达到稳定收敛,而最优时间分配算法1和算法3均在大约4次迭代后收敛.

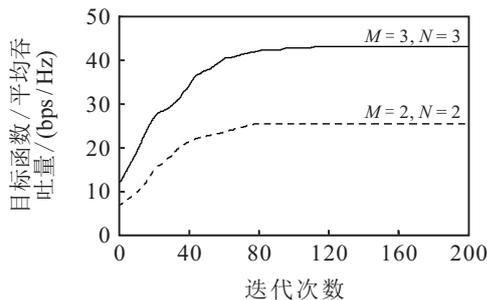


图6 算法2的收敛性

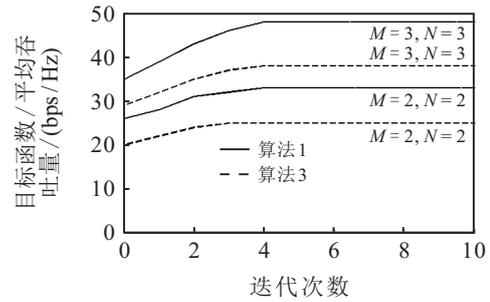


图7 算法1和算法3的收敛性

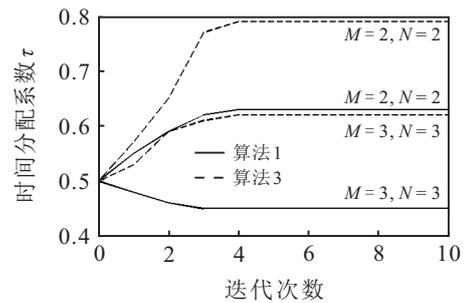


图8 算法1和算法3的优化过程

4 结论

本文研究了基于能量收集的多用户MIMO认知无线通讯网络,使用非线性能量收集模型,分别建立了overlay和underlay情景下的吞吐量优化数学模型.使用等效代换将优化问题转化为等效凸形式,从而解决由于变量耦合和非线性约束所导致的问题的非凸性.给出问题的最优解,即能量与信息协方差矩阵最优形式,并理论证明了解的最优性,同时给出了最优时间分配系数的求解过程.最后,基于真实的能量收集数据,在多用户MIMO CWPCN系统中,验证了本文方法的有效性及其收敛.结果表明,算法在有限次演化后能够求得最优解,实现更好的网络性能.

参考文献(References)

- [1] Lu X, Wang P, Niyato D, et al. Wireless networks with RF energy harvesting: A contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 17(2): 757-789.
- [2] 罗小元,李昊,王金然,等.无线传感器网络拓扑三级簇优化算法[J].控制与决策,2016,31(6):1099-1104. (Luo X Y, Li H, Wang J R, et al. A three-layer hierarchical architecture for topology optimization clustering of wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2016, 31(6): 1099-1104.)
- [3] 牛玉刚,杜国杰,贾廷纲.一种基于能耗均衡的分区节点部署算法[J].控制与决策,2016,31(6):1021-1026. (Niu Y G, Du G J, Jia T G. A partition node deployment algorithm based on energy-balancing[J]. Control and Decision, 2016, 31(6): 1021-1026.)
- [4] Nintanavongsa P, Muncuk U, Lewis D R, et al. Design optimization and implementation for RF energy

- harvesting circuits[J]. *IEEE Journal on Emerging & Selected Topics in Circuits & Systems*, 2012, 2(1): 24-33.
- [5] Ulukus S, Yener A, Erkip E, et al. Energy harvesting wireless communications: A review of recent advances[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(3): 360-381.
- [6] Lu X, Wang P, Niyato D, et al. Wireless charging technologies: Fundamentals, standards, and network applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(2): 1413-1452.
- [7] Varshney L R. Transporting information and energy simultaneously[C]. *IEEE International Symposium on Information Theory*. Toronto: IEEE, 2008: 1612-1616.
- [8] Ju H, Zhang R. Throughput maximization in wireless powered communication networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 13(1): 418-428.
- [9] Wu Q, Tao M, Ng D W K, et al. Energy-efficient resource allocation for wireless powered communication networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(3): 2312-2327.
- [10] Xia M, Aissa S. On the efficiency of far-field wireless power transfer[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(11): 2835-2847.
- [11] Valenta C R. Harvesting wireless power: Survey of energy-harvester conversion efficiency in far-field, wireless power transfer systems[J]. *IEEE Microwave Magazine*, 2014, 15(4): 108-120.
- [12] Guo J, Zhu X. An improved analytical model for RF-DC conversion efficiency in microwave rectifiers[J]. *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*. Montreal: IEEE, 2012: 1-3.
- [13] Boshkovska E, Ng D W K, Zlatanov N, et al. Practical non-Linear energy harvesting model and resource allocation for SWIPT systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(12): 2082-2085.
- [14] Boshkovska E, Morsi R, Ng D W K, et al. Power allocation and scheduling for SWIPT systems with non-linear energy harvesting model[C]. *Proceedings of IEEE International Communication Conferences*. Kuala Lumpur: IEEE, 2016: 1-6.
- [15] Bi S, Ho C K, Zhang R. Wireless powered communication: Opportunities and challenges[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 53(4): 117-125.
- [16] Lee H, Lee K J, Kong H B, et al. Sum-rate maximization for multiuser MIMO wireless powered communication networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(11): 9420-9424.
- [17] Lee S, Zhang R. Cognitive wireless powered network: Spectrum sharing models and throughput maximization[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications & Networking*, 2016, 1(3): 335-346.
- [18] Zhang R, Liang Y C, Cui S. Dynamic resource allocation in cognitive radio networks[J]. *Signal Processing Magazine IEEE*, 2010, 27(3): 102-114.
- [19] Zhang R, Liang Y C. Exploiting multi-antennas for opportunistic spectrum sharing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 88-102.
- [20] Le T, Mayaram K, Fiez T. Efficient far-field radio frequency energy harvesting for passively powered sensor networks[J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 2008, 43(5): 1287-1302.
- [21] Clerckx B, Bayguzina E, Yates D, et al. Waveform optimization for wireless power transfer with nonlinear energy harvester modeling[C]. *2015 International Symposium on Wireless Communication Systems*. 2015: 276-280.
- [22] Valenta C R. Harvesting wireless power: Survey of energy-harvester conversion efficiency in far-field, wireless power transfer systems[J]. *IEEE Microwave Magazine*, 2014, 15(4): 108-120.
- [23] Diamantoulakis P D, Pappi K N, Ding Z, et al. Optimal design of non-orthogonal multiple access with wireless power transfer[C]. *IEEE International Conferences on Communications*. Kuala Lumpur: IEEE, 2016: 1-6.
- [24] Boyd S, Vandenberghe L, Foybusovich L. Convex optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, 51(11): 1859.
- [25] Yu W, Rhee W, Boyd S, et al. Iterative water-filling for gaussian vector multiple-access channels[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2004, 50(1): 145-152.
- [26] Kiefer J. Sequential minimax search for a maximum[J]. *Proceedings of the American Mathematical Society*, 1953, 4(3): 502-506.
- [27] 王哲, 李陶深, 叶进, 等. 基于场景生成的能量收集网络模拟方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(8): 1931-1937. (Wang Z, Li T S, Ye J, et al. A novel simulation in energy harvesting networks based on scenario generation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(8): 1931-1937.)
- [28] 王哲, 李陶深, 叶进, 等. 基于不确定理论的能量收集可靠性建模及规划[J]. *通信学报*, 2018, 39(5): 166-176. (Wang Z, Li T S, Ye J, et al. Reliability modeling and planning of energy harvesting based on uncertainty theory[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(5): 166-176.)

作者简介

王哲(1991—), 男, 博士生, 从事能量收集网络、电力装备与智能信息技术的研究, E-mail: designbyyili@163.com;

李陶深(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事无线网络、非线性控制以及能量与信息联合传输等研究, E-mail: tshli@gxu.edu.cn;

叶进(1970—), 女, 教授, 博士生导师, 从事无线网络、传感器网络等研究, E-mail: yejin@gxu.edu.cn;

葛志辉(1978—), 男, 教授, 博士, 从事传感器网络、大数据等研究, E-mail: gezhihui@foxmail.com;

吴敏(1979—), 男, 博士生, 从事电力系统自动化、非线性控制的研究, E-mail: 122010268@qq.com.