

能效优先的鲁棒功率控制算法

陈威龙¹, 梁俊¹, 肖楠¹, 赵国栋², 郭子桢¹

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 710077, 西安; 2. 中国人民解放军 93169 部队, 136000, 沈阳)

摘要: 针对卫星网络中存在信道感知误差使得传统基于理想信道感知的功率控制算法性能下降的问题,提出一种基于认知无线电的能效优先的鲁棒功率控制算法。首先考虑卫星网络中距离感知的不确定性,通过分析推导与距离相关的路径损耗和阴影效应的信道增益分布,建立星地认知功率控制模型,从而将功率控制问题转化为约束条件下的最优化求解问题,同时引入概率约束,利用分式规划与拉格朗日对偶理论,达到认知用户最优的功率控制。仿真结果表明:该算法具有较快的收敛速度和较低的复杂度;与非能效优先的功率控制算法相比,在感知误差存在情况下网络能量效率最大可提高 50%。

关键词: 卫星通信;认知无线电;能量效率;鲁棒功率控制;分式规划

中图分类号: TN927 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202102017 **文章编号:** 0253-987X(2021)02-0143-07



OSID 码

A Robust Power Control Algorithm with Priority of Energy Efficiency

CHEN Weilong¹, LIANG Jun¹, XIAO Nan¹, ZHAO Guodong², GUO Zizhen¹

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;
2. Unit 93169 of PLA, Shenyang 136000, China)

Abstract: A robust power control algorithm with priority of energy efficiency based on cognitive radio is proposed to solve the problem that the performance of traditional power control algorithms based on ideal channel perception is degraded due to channel perception errors in satellite networks. The uncertainty of distance perception in a satellite network is firstly considered. A cognitive power control model is then established by analyzing the distance dependent path loss derived from the related channel gain distribution and shadow effect, so that the power control problem is transformed into an optimization problem with constraint conditions. Probability constraints are introduced and the cognitive user optimal power control is realized by using the fractional programming and Lagrange duality theory. Simulation results show that the algorithm has a faster convergence rate and lower complexity. Compared with the power control algorithm without energy efficiency first, the network energy efficiency can be improved by 50% at most in the case of perception error.

Keywords: satellite communication; cognitive radio; energy efficiency; robust power control; fractional programming

随着航天技术和通信技术的不断进步,卫星在 人类的生产、生活中发挥着越来越重要的作用,近年

来不断受到世界各国的重视。与此同时,5G 移动通信技术的不断发展,地面通信频率不断上升,造成了卫星频段与地面频段的冲突日益严重^[1]。认知无线电(CR)作为提高频谱利用率的有效手段,受到了国内外的高度重视,认知无线电在卫星通信中的应用能够有效缓解频谱资源紧张的问题^[2]。功率控制作为认知无线电技术资源分配的重要手段之一,针对卫星资源受限的特点,有效的功率控制算法是提高能量效率的重要手段^[3]。

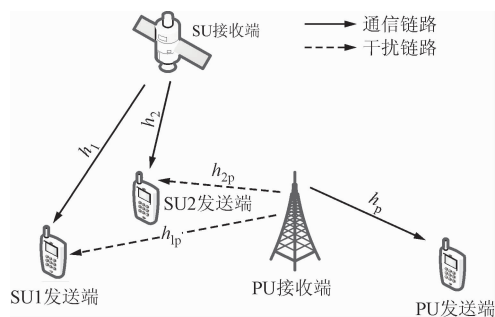
近年来国内外众多学者对认知网络功率控制算法开展了大量的研究。文献[4]以保障主用户通信质量为目标设计了一种功率控制算法,但网络资源损耗太大;文献[5]为了提高能效,提出了一种可自动调整传输机制,但没考虑信道不确定性影响;文献[6]采用博弈论理论,规范次级用户接入,提高网络能效,但网络容量较小;文献[7]针对认知网络能效,采用最坏情况下的最优解,设计出一种功率控制算法,但没有考虑观测误差;文献[8]基于概率约束提出了一种鲁棒功率控制算法,但是没有考虑能效;文献[9]以次级用户网络吞吐量为目标,并结合能量采集技术提出了一种功率控制算法,却没有考虑次用户之间公平性问题;文献[10]通过对认知用户进行非合作博弈得到了纳什均衡解,但是不适用于卫星场景。

综上所述,上述的功率控制算法大多基于地面认知网络的,而对于卫星认知网络来说,由于通信范围大,信道条件的不确定是卫星认知网络与地面认知网络的最大不同,得到基于理想信道感知的位置信息在卫星认知网络中是很困难的;另一方面,星上资源受限是卫星通信的另一大特点,如何降低功耗,延长工作时间也是亟需解决的问题。基于这两方面,研究能效优先鲁棒功率控制算法是很有必要的。本文基于信道条件不确定导致的距离感知的误差问题,将路径损耗和阴影组合建模为对数正态变量,把功率控制问题转化为约束条件下的最优化问题,同时将概率约束加入约束条件中,引入分式规划与拉格朗日对偶理论,提出了一种能效优先鲁棒功率控制求解算法,最后给出仿真结果与分析。

1 功率控制模型

本文考虑的是星地认知网络多用户共存的功率控制问题,在静止轨道卫星点波束覆盖场景下,星地认知功率控制模型如图1所示,卫星用户为认知用户(SU),地面用户为授权用户(PU)。地面用户与

基站通信,卫星用户即认知用户采用定向天线与卫星进行通信,卫星用户采用 underlay 模式选择某地面用户的频段与其共享。



h_1, h_2 —卫星链路增益; h_{1p}, h_{2p} —干扰链路增益;
 h_p —主用户链路增益。

图1 星地认知功率控制模型

本文的链路增益建模为

$$h_{ij} = d_{ij}^{-\tau} 10^{-S_{ij}/10} \quad (1)$$

式中: d_{ij} 是用户*i*与用户*j*之间链路距离; τ 是路径损耗指数,地面与卫星信道不同,路径损耗指数也就不同; $10^{-S_{ij}/10}$ 是对数正态阴影,其中 S_{ij} 服从均值为0、方差为 σ_s^2 的高斯分布。

由于卫星用户与授权用户相对速率大以及地理条件、电磁环境复杂等原因,造成了基于无线电测距方法得到的距离存在误差,因而本文将距离建模为高斯随机变量,即 d_{ij} 服从均值为 $\bar{d}_{ij}$ 、方差为 σ_d^2 的高斯分布,其中 $\bar{d}_{ij}$ 为观测值, σ_d^2 表示感知误差,与信道条件有关。本文假设星地认知网络已知观测值 $\bar{d}_{ij}$ 、其方差 σ_d^2 和阴影方差 σ_s^2 。由文献[11]可知,若存在一高斯变量且均值和方差满足 $(\mu_N, \sigma_N^2) = (M, 2M)$,则其对数分布可以近似为对数域高斯分布,均值和方差满足

$$(\mu_L, \sigma_L^2) = \{\ln M - \sigma_L^2/2, \ln(1 + 2/M)\} \quad (2)$$

定义 $M = 2\bar{d}_{ij}^2/\sigma_d^2$,则可以得到 $Md_{ij}/\bar{d}_{ij}$ 服从均值为 M 、方差值为 $2M$ 的正态分布。

利用式(2)结论,经过变换可得到 d_{ij} 服从均值为 $\frac{1}{2} \ln[\bar{d}_{ij}^4/(\bar{d}_{ij}^2 + \sigma_d^2)]$ 、方差为 $\ln(1 + \sigma_d^2/\bar{d}_{ij}^2)$ 的对数域正态分布。

因此,根据式(1),得到 h_{ij} 服从均值为 μ_{ij} 、方差为 σ_{ij}^2 的对数域正态分布,其中

$$\mu_{ij} = \frac{\tau}{2} \ln\left(\frac{\bar{d}_{ij}^2 + \sigma_d^2}{\bar{d}_{ij}^4}\right) \quad (3)$$

$$\sigma_{ij}^2 = \tau^2 \ln\left(\frac{\bar{d}_{ij}^2 + \sigma_d^2}{\bar{d}_{ij}^2}\right) + \left(\frac{\ln 10}{10}\right)^2 \sigma_s^2 \quad (4)$$

因此,卫星用户*i*的信号干扰噪声比为

$$r_i = \frac{G_T(\theta) p_i h_{ii}}{\sum_{j \neq i}^N p_j h_{ji} + p_T h_{ip} + n_o} \quad (5)$$

式中: p_i 为用户 i 的发射功率; h_{ii} 为用户 i 传输业务链路的增益; $\sum_{j \neq i}^N p_j h_{ji}$ 为其余卫星用户干扰; $p_T h_{ip}$ 为地面用户干扰; n_o 为噪声; $G_T(\theta)$ 是发射天线增益, 表达式^[12]为

$$G_T(\theta) = \begin{cases} G_{T, \max}, & 0^\circ < \theta < 1^\circ \\ 32 - 25 \log \theta, & 1^\circ < \theta < 48^\circ \\ -10, & 48^\circ < \theta < 180^\circ \end{cases} \quad (6)$$

卫星用户速率为

$$n_i = \text{lb}(1 + r_i) \quad (7)$$

在卫星通信中, 通常将速率与功率的比值表示为能效。在本文中, 为了减少运算复杂度, 将能量效率因子 e^* 表示如下

$$e^* = \frac{\sum_i \text{lb} r_i}{\sum_i p_i} \quad (8)$$

从(8)式可以看出, 能效因子 e^* 越大, 单位功率下速率就越高, 符合能量效率的定义。

2 功率控制问题建立与优化

2.1 问题建立

在星地认知网络中, 功率控制的目的是保证主用户与次级用户能够正常通信的同时满足其他的目标。本文以能效作为功率控制算法的优化目标。由上节可知, 能效最大化的优化模型如下所示

$$\begin{aligned} & \max_{p_i} e^* \\ \text{s. t. } & \left\{ \begin{array}{l} \text{C1: } p_i h_{ip} \leq w_i I_p^{\text{th}} \\ \text{C2: } r_i \geq r_i^{\text{th}} \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (9)$$

式中: I_p^{th} 为主用户 PU 的受干扰阈值, 同时为了减少认知用户之间信息交互, 将干扰阈值分解到对每个认知用户; w_i 为距离因子, 认知用户与主用户距离越近, w_i 值越小; r_i^{th} 为认知用户 i 的信干比目标值, 高于此值认知用户才可正常通信。然而, 由上一节可知, 无论是卫星信道还是地面信道都存在不确定性, 为了保证在参数摄动下式(9)中结束条件 C1、C2 成立, 因此将式(9)变换为

$$\begin{aligned} & \max_{p_i} e^* \\ \text{s. t. } & \left\{ \begin{array}{l} \text{C3: } P(p_i h_{ip} \leq w_i I_p^{\text{th}}) \leq \alpha_i \\ \text{C4: } P(r_i \geq r_i^{\text{th}}) \leq \beta_i \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $P(\cdot)$ 为满足括号中条件的概率; $\alpha_i \in [0, 1]$ 表

示主用户对次用户干扰的容忍概率; $\beta_i \in [0, 1]$ 为次用户的中断概率, 二者均为提前设置的。可以看出, 约束条件 C3、C4 对认知用户功率有着较好的约束。

不难发现, 由于约束条件 C3、C4 的可行集与信道增益有关, 凸凹性无法确定^[13], 式(1)的求解是很困难的, 因此, 本文将上述问题转化为确定性的形式。

2.2 问题优化

对于 C3, 由于 h_{ip} 服从对数高斯分布, 将 C3 重写为

$$P\left[\ln h_{ip} \geq \ln\left(\frac{w_i I_p^{\text{th}}}{p_i}\right)\right] \leq \alpha_i \quad (11)$$

转化为正态分布

$$P\left[\frac{\ln h_{ip} - \mu_{ip}}{\sigma_{ip}} \geq \left(\ln\left(\frac{w_i I_p^{\text{th}}}{p_i}\right) - \mu_{ip}\right) / \sigma_{ip}\right] \leq \alpha_i \quad (12)$$

由正态分布性质并经过整理可得

$$p_i \leq w_i I_p^{\text{th}} \exp\{-[\mu_{ip} + \sigma_{ip} Q^{-1}(\alpha_i)]\} \quad (13)$$

式中: $Q^{-1}(x)$ 为高斯 Q 函数的反函数; 同理, 对于 C4, 经过简单变换后得到

$$\frac{\mu_i}{\sigma_i} \left(\ln \frac{r_i^{\text{th}}}{\bar{r}_i} - 1\right) \leq Q^{-1}(1 - \beta_i) \quad (14)$$

根据式(13)和(14), 问题式(1)就变换为

$$\begin{aligned} & \max_{p_i} e^* = \frac{\sum_i \text{lb} r_i}{\sum_i p_i} \\ \text{s. t. } & \left\{ \begin{array}{l} \text{C5: } p_i \leq w_i I_p^{\text{th}} \exp\{-[\mu_{ip} + \sigma_{ip} Q^{-1}(\alpha_i)]\} \\ \text{C6: } \frac{\mu_i}{\sigma_i} \left(\ln \frac{r_i^{\text{th}}}{\bar{r}_i} - 1\right) \leq Q^{-1}(1 - \beta_i) \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

3 感知不确定下能效优先功率控制求解算法

根据上述问题, 本文拟采用分式规划和拉格朗日对偶理论, 提出了一种感知不确定下能效优先功率控制求解算法——EPCA-SU。

关于分式规划问题求解, 根据文献[14], 可将式(15)转化为

$$\begin{aligned} & \max_{p_i} \sum_i \text{lb} r_i - e^* \sum_i p_i \\ \text{s. t. } & \left\{ \begin{array}{l} \text{C5: } p_i \leq w_i I_p^{\text{th}} \exp\{-[\mu_{ip} + \sigma_{ip} Q^{-1}(\alpha_i)]\} \\ \text{C6: } \frac{\mu_i}{\sigma_i} \left(\ln \frac{r_i^{\text{th}}}{\bar{r}_i} - 1\right) \leq Q^{-1}(1 - \beta_i) \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (16)$$

定理 1 优化问题式(16)为凸优化问题。

证明 令 $f_i(\mathbf{p}) = \log r_i - e^* p_i$, 该函数连续可微, 则将目标函数 $\sum_i f_i(\mathbf{p})$ 对 $\mathbf{p}$ 求偏微分得到了正半定黑塞矩阵, 因此目标函数是一个连续二阶可微的凸函数^[15]。约束条件 C5 是线性约束, 对于 C6, 定义 $g_i(\mathbf{p}) = \frac{\mu_i}{\sigma_i} \left(\ln \frac{r_i^{\text{th}}}{\bar{r}_i} - 1 \right) - Q^{-1}(1 - \beta_i)$, 并对变量 p_i 求二阶偏导得到

$$\frac{\partial^2 g_i(\mathbf{p})}{\partial p_i^2} = \frac{\mu_i \left(\sum_{j \neq i} p_j h_{ji} + p_{\text{T}} h_{ip} + n_o \right)}{\sigma_i p_i^2} \quad (17)$$

显然, 式(17)也是大于零的, 因此 $g_i(\mathbf{p})$ 是关于 p_i 的凸函数。综上, 优化问题(17)为凸优化问题, 证毕^[16]。

对于凸优化问题(16), 采用拉格朗日对偶理论可以很好的求解。根据凸优化理论^[17], 构建式(16)问题的拉格朗日函数如下

$$L(\{p_i\}, \{\lambda\}, \{\xi\}) = \sum_i \text{lbr}_i - e^* \sum_i p_i + \sum_i \lambda_i [\exp[\mu_{ip} + \sigma_{ip} Q^{-1}(\alpha_i)] p_i - w_i I_p^{\text{th}}] + \sum_i \xi_i \left[\frac{\mu_i}{\sigma_i} \left(\ln \frac{r_i^{\text{th}}}{\bar{r}_i} - 1 \right) - Q^{-1}(1 - \beta_i) \right] \quad (18)$$

式中: $\{\lambda\}$ 和 $\{\xi\}$ 为式(17)约束条件 C5 和 C6 的拉格朗日乘子。式(16)问题的对偶函数为^[18]

$$D(\{\lambda\}, \{\xi\}) = \max_{p_i \leq p_{i\text{max}}} L(\{p_i\}, \{\lambda\}, \{\xi\}) = \sum_i \max_{p_i \leq p_{i\text{max}}} J(p_i, \lambda_i, \xi_i) - \sum_i \lambda_i w_i I_p^{\text{th}} - \sum_i \xi_i \left[\frac{\mu_i}{\sigma_i} + Q^{-1}(1 - \beta_i) \right] \quad (19)$$

式中

$$J(p_i, \lambda_i, \xi_i) =$$

$$\text{lbr}_i - e^* p_i + \lambda_i \exp[\mu_{ip} + \sigma_{ip} Q^{-1}(\alpha_i)] p_i - \xi_i \frac{\mu_i}{\sigma_i} \ln \bar{r} \quad (20)$$

对应式(19)的对偶优化问题为

$$\begin{aligned} \min D(\{\lambda\}, \{\xi\}) \\ \text{s. t. } \lambda_i \leq 0, \xi_i \leq 0 \end{aligned} \quad (21)$$

由于上述问题满足 KKT 条件^[19], 则最优功率

在 $\frac{\partial J(p_i, \lambda_i, \xi_i)}{\partial p_i} = 0$ 处取得, 即

$$p_i^{\text{opt}} = \left(\frac{1}{\ln 2} - \xi_i \frac{\mu_i}{\sigma_i} \right) / (e^* - \lambda_i \exp[\mu_{ip} + \sigma_{ip} Q^{-1}(\alpha_i)]) \quad (22)$$

式中: e^* 为能量效率, 可采用对分搜索算法更新得到; λ, ξ 为拉格朗日因子, 可通过次梯度方法更新得到^[20]

$$\lambda_i^{t+1} = (\lambda_i^t + \kappa_1 [\exp[\mu_{ip} + \sigma_{ip} Q^{-1}(\alpha_i)] p_i - w_i I_p^{\text{th}}]) \quad (23)$$

$$\xi_i^{t+1} = \left(\xi_i^t + \kappa_2 \left[\frac{\mu_i}{\sigma_i} \left(\ln \frac{r_i^{\text{th}}}{\bar{r}_i} - 1 \right) - Q^{-1}(1 - \beta_i) \right] \right) \quad (24)$$

式中 κ_1 和 κ_2 为非负步长因子。

综上, 感知不确定下能效优先功率控制求解算法 EPCA-SU 具体执行步骤如下。

步骤 1: 初始化 $p, \lambda, \mu, e^*, e_+^*$ 。

步骤 2: 设置 $t=1$ 。

步骤 3: 由式(23)、式(24)计算 λ^{t+1}, ξ^{t+1} , 然后由式(22)计算 p^{t+1} 。

步骤 4: 判断 $|\lambda^{t+1} - \lambda^t| \leq \Delta$ 并且 $|\xi^{t+1} - \xi^t| \leq \Delta$ 是否成立, 若均成立则执行步骤 5, 否则 $t=t+1$, 转至步骤 2。

步骤 5: 判断 $|\sum \text{lbr} - e^* \sum p| \leq \Delta$ 是否成立, 若成立, 则算法结束, $\{p_i\}$ 为最终解; 若不成立, 则转至步骤 6。

步骤 6: 判断 $(\sum \text{lbr} - e^* \sum p) \geq 0$ 是否成立, 若成立, $e^* = e^*$, 转至步骤 2; 若不成立, $e^* = e_+^*$, 转至步骤 2。

经分析可知, EPCA-SU 算法包含两层循环, 内层循环是由次梯度方法更新步长因子求解最优化功率, 复杂度为 $O(N)$; 外层循环为对分搜索算法求解最佳能量效率, 复杂度为 $O(\log(e_{\text{max}}^* - e_{\text{min}}^*)/\Delta)$ ^[20], 因此, EPCA-SU 算法的复杂度为 $O(N \log(e_{\text{max}}^* - e_{\text{min}}^*)/\Delta)$, 小于文献[6]和文献[8]提出的算法的复杂度 $O(N^2)$ 。

4 仿真与分析

本节将对提出的 EPCA-SU 算法进行仿真分析, 并与文献[8]提出的 IRPCA 算法和文献[6]提出的 CPBGT 进行比较。设星地网络有 1 个地面用户即主用户, 2 个卫星用户即认知用户, 静止轨道卫星高度为 35 786 km, 星地距离估计的标准差设置为 $\sigma_d = 1$ km, 地面用户之间距离估计的标准差设置为 $\sigma'_d = 0.1$ km, 信道阴影标准差设置为 $\sigma_s = 2$ dB, 噪声 $N_0 = -100$ dBm, 认知用户与主用户位置关系如图 1 所示, 主用户与认知用户距离为 50 km, 容忍概率 α_i 和中断概率 β_i 均设置为 10%, 初始功率 p_0 为 1 W, 能效因子 e^* 上下限设为 0 和 30。

4.1 算法收敛性分析

为了分析所提算法的收敛性, 利用上述初始条

件进行仿真,结果如图 2、图 3 所示。由图可见,迭代大于 5 次后,功率和能效均能达到收敛状态。这是由于本文算法包含内外两层循环,收敛速度较快,便于实际应用。

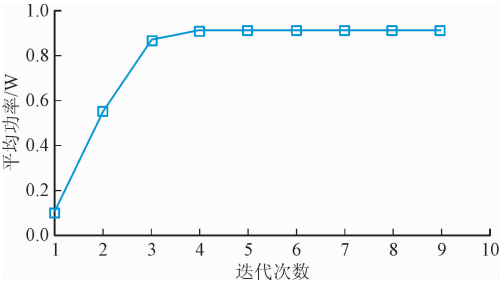


图 2 EPCA-SU 算法的平均功率随迭代次数变化曲线

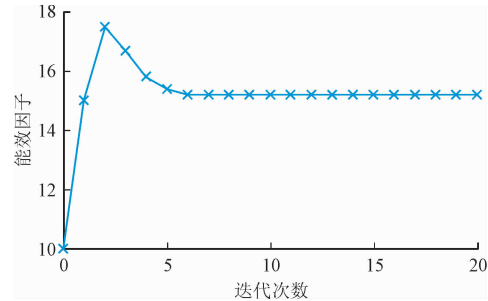


图 3 EPCA-SU 算法的能效因子随迭代次数变化曲线

4.2 算法性能比较

为了证明概率约束对于算法性能的影响,分别改变容忍概率与中断概率,与现有算法进行比较,仿真结果如图 4~7 所示。

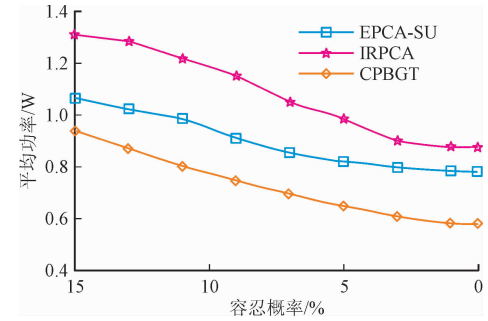


图 4 3 种算法的平均功率随容忍概率变化 v

从图 4 可以看出,随着容忍概率的减小,主用户需要更高的服务质量,认知用户为了避免对主用户的影响会减小功率以满足概率需求,其中 IRPCA 算法功率最大,CPBGT 算法功率最小。那是因为 IRPCA 算法没有考虑能效,只考虑在不影响主用户通信的前提下尽量地提升认知用户通信质量,而 CPBGT 算法基于精确的信道认知情况,没有因考虑信道不确定性的影响而带来的功率消耗。从图 5 可以看出,IRPCA 算法没有考虑能效因此能效因子

最低,而对于 CPBGT 算法,由于信道不确定性而带来通信质量的不稳定,能效因子也较低,因此两算法均低于 EPCA-SU 算法的能效。

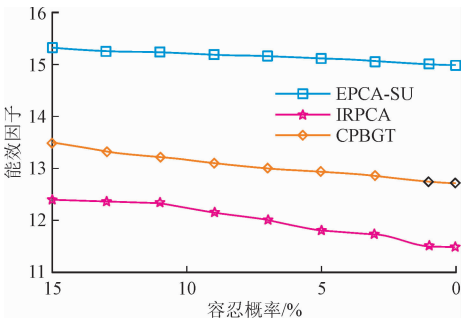


图 5 3 种算法的能效因子随容忍概率变化曲线

图 6 和图 7 分别为认知用户信干比门限为 2 dB 和 4 dB 时式(1)中 C4 的容忍概率 β_i 的变化而引起的功率和能效的变化。随着中断概率的减小,认知用户会增加功率而保持正常通信。与此同时,信干比门限的提升,也会使得功率增加来满足信干比门限并由于门限提升而带来的速率增加会使能效提升。由图 6 可以看出,随着中断概率的减小,和图 5 的原因类似,IRPCA 算法功率最大,CPBGT 算法功率最小;而从图 7 看出,EPCA-SU 算法能效因子高于其他两算法。

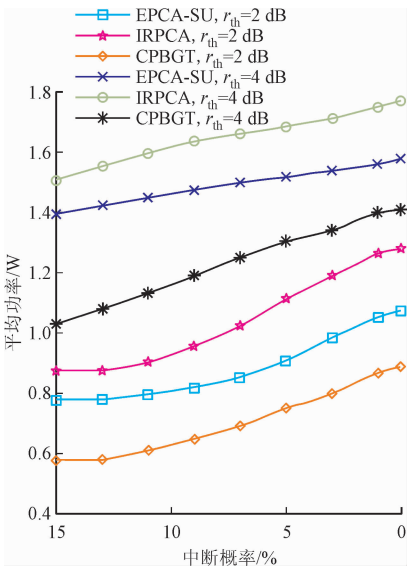


图 6 3 种算法的平均功率随中断概率变化曲线

为了比较在感知位置信息误差存在的信道状态下算法的性能,定义不确定等级 $l_n = n \frac{\sigma_d + \sigma_s}{5}$,即观测标准差均为时不确定等级为,标准差值为前面预设时不确定等级为 5,进行仿真验证,结果如图 8 和图 9 所示。随着不确定等级上升即观测误差越来越

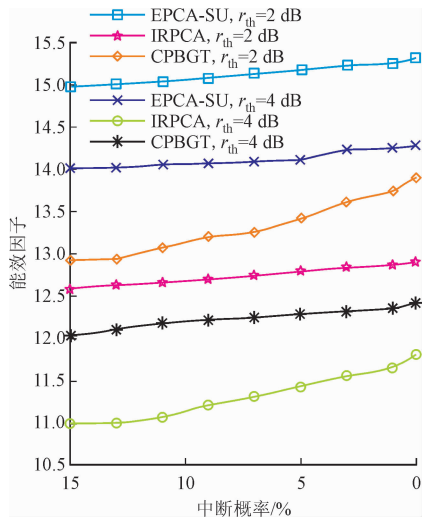


图 7 3 种算法的能效因子随中断概率变化曲线

大,认知用户会不断增加功率来消除由于误差带来的影响。从图 8 可以看出,IRPCA 算法由于没有考虑能效,由于不确定等级上升,认知用户会一味地增加功率,而 CPBGT 算法由于没有考虑信道不确定性影响,功率几乎保持不变,因此 IRPCA 算法功率最大;从图 9 可以看出,EPCA-SU 算法在能效方面优于 IRPCA 算法和 CPBGT 算法,这是因为 EPCA-SU 算法同时考虑了感知不确定和能效因素。

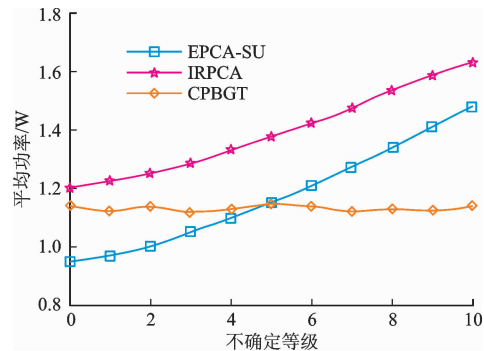


图 8 3 种算法的算法平均功率随不确定等级变化曲线

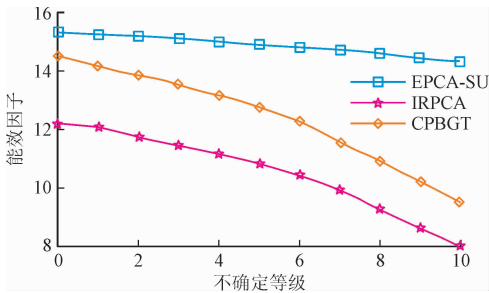


图 9 3 种算法的算法能效因子随不确定等级变化曲线

5 结束语

本文研究了星地认知网络功率控制中距离感知

的误差问题,并将能效作为优化目标,提出了一种能效优先鲁棒功率控制求解算法。仿真结果表明在距离感知误差存在的情况下,该算法能够使认知用户在通信质量和能效方面均能得到有效提高。未来将结合集群智能算法,对密集用户场景进行研究,以满足星地融合网络的发展需求。

参考文献:

[1] 王闯,胡婧,李永强,等. 空间信息网络中面向双卫星的频谱共享方法[J]. 航空学报, 2019, 40(9): 252-264.
WANG Chuang, HU Jing, LI Yongqiang, et al. Spectrum sharing for two satellites in space information networks [J]. Acta Aeronautica Sinica, 2019, 40(9): 252-264.
[2] FERGUSON D, WHITE S, RAST R, et al. The case for global positioning system arcing and high satellite arc rates [J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2019, 47(8): 3834-3841.
[3] JIANG Xianyang, LU Jianhua. Power minimization for cognitive relay networks with interference-based strategy [J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(10): 1936-1939.
[4] LAGUNAS E, MALEKI S, CHATZINOTAS S, et al. Power and rate allocation in cognitive satellite uplink networks [C]// 2016 IEEE International Conference on Communications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 7510839.
[5] RUAN Yuhan, LI Yongzhao, WANG Chengxiang, et al. Energy efficient adaptive transmissions in integrated satellite-terrestrial networks with SER constraints [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(1): 210-222.
[6] MOHAMMED S, ABDESSAMAD E R, RACHID S, et al. Controlling interference and power consumption in cognitive radio based on game theory [C]// Proceedings of the 4th International Conference on Smart City Applications. New York, USA: ACM, 2019: a96.
[7] WANG Liang, SHENG Ming, ZHANG Yan, et al. Robust energy efficiency maximization in cognitive radio networks: the worst-case optimization approach [J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(1): 51-65.
[8] YANG Guanglong, TAN Xuezhi, WANG Xiao. Robust power control algorithm based on probabilistic constraints in cognitive radio networks [C]// 6th EAI International Conference on Green Energy and Networ-

- king. Berlin, Germany: Springer Verlag, 2019: 25-35.
- [9] 龙彦, 张晓倩, 方旭明, 等. 基于能量采集认知无线网络中的资源分配方案研究 [J]. 通信学报, 2018, 39(9): 67-75.
- LONG Yan, ZHANG Xiaoqian, FANG Xuming, et al. Research on resource allocation scheme in cognitive wireless network based on energy acquisition [J]. Chinese Journal of Communications, 2008, 39(9): 67-75.
- [10] TAO Yunzheng, WU Chunyan, HUANG Yuzhen, et al. A projected gradient based game theoretic approach for multi-user power control in cognitive radio network [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 19(3): 367-378.
- [11] WANG J, CHEN J, LU Y, et al. Robust power control under location and channel uncertainty in cognitive radio networks [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2015, 4(2): 113-116.
- [12] SHI Shengchao, LI Guangxia, AN Kang, et al. Optimal power control for real-time applications in cognitive satellite terrestrial networks [J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(8): 1815-1818.
- [13] 崔曼曼. 大规模 MIMO 认知无线电系统中的功率优化算法研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2018: 19-21.
- [14] 冯刚, 覃锡忠, 贾振红, 等. 认知无线电环境下无线能量通信网能效研究 [J]. 计算机工程, 2019, 45(3): 142-147.
- FRNG Gang, QIN Xizhong, JIA Zhenhong, et al. Research on the energy efficiency of wireless energy communication network in cognitive radio environment [J]. Computer Engineering, 2019, 45(3): 142-147.
- [15] SHI W J, WANG S W. Energy-efficient resource allocation in cognitive radio systems [C]// IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 4618-4623.
- [16] KANG S, JOO C, LEE J, et al. Pricing for past channel state information in multi-channel cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(4): 859-870.
- [17] DONOHO D L, ELAD M, TEMLYAKOV V N. Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(1): 6-18.
- [18] 王维维, 吴呈瑜, 占敖, 等. 5G 混合网络中基于 TDMA 系统的能效优化方法 [J]. 无线电通信技术, 2019, 45(1): 42-47.
- WANG Weiwei, WU Chengyu, ZHAN Ao, et al. Energy efficiency optimization method based on TDMA system in 5G hybrid network [J]. Radio Communications Technology, 2019, 45(1): 42-47.
- [19] PALOMR D P, CHIANG M. A tutorial on decomposition methods for network utility maximization [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(8): 1439-1451.
- [20] HE Xiaoli, JIANG Hong, SONG Yu, et al. Joint optimization of channel allocation and power control for cognitive radio networks with multiple constraints [J]. Wireless Networks, 2020, 26(1): 101-120.
- (编辑 刘杨)